

Technische Universität Berlin
Fakultät 5 Verkehrswesen
Institut für Luft- und Raumfahrttechnik
Fachbereich Raumfahrttechnik

Diplomarbeit

Implementierung und Analyse eines automatischen Matchingverfahrens für die Selbstlokalisierung planetarer Rover

Martin Lingenauber

Matr.-Nr.: 230923

Berlin, den 28.09.2010

Professor: Prof. Dr.-Ing. Klaus Brieff

Betreuerin: Dipl.-Ing. Jana Weise

Externer Betreuer: Dipl.-Inf. Frank Trauthan

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)

Institut für Planetenforschung

Abteilung für Planetengeologie

Eidesstattliche Erklärung

Die selbständige und eigenhändige Ausfertigung versichert an Eides statt
Berlin, den

.....
Unterschrift

Lizenzhinweis

Diese Arbeit steht unter der folgenden Creative Commons Lizenz:

Creative Commons Namensnennung-NichtKommerziell-KeineBearbeitung 3.0 Deutschland

Sie dürfen:

- das Werk bzw. den Inhalt vervielfältigen, verbreiten und öffentlich zugänglich machen

Zu den folgenden Bedingungen:

- Namensnennung - Sie müssen den Namen des Autors/Rechteinhabers in der von ihm festgelegten Weise nennen.
- Keine kommerzielle Nutzung - Dieses Werk bzw. dieser Inhalt darf nicht für kommerzielle Zwecke verwendet werden.
- Keine Bearbeitung - Dieses Werk bzw. dieser Inhalt darf nicht bearbeitet, abgewandelt oder in anderer Weise verändert werden.

Wobei gilt:

- Verzichtserklärung - Jede der vorgenannten Bedingungen kann aufgehoben werden, sofern Sie die ausdrückliche Einwilligung des Rechteinhabers dazu erhalten.
- Public Domain (gemeinfreie oder nicht-schützbares Inhalte) — Soweit das Werk, der Inhalt oder irgendein Teil davon zur Public Domain der jeweiligen Rechtsordnung gehört, wird dieser Status von der Lizenz in keiner Weise berührt.
- Sonstige Rechte - Die Lizenz hat keinerlei Einfluss auf die folgenden Rechte:
 - Your fair dealing or fair use rights, or other applicable copyright exceptions and limitations;
 - Das Urheberpersönlichkeitsrecht des Rechteinhabers;
 - Rechte anderer Personen, entweder am Lizenzgegenstand selber oder bezüglich seiner Verwendung, zum Beispiel Persönlichkeitsrechte abgebildeter Personen.
- Hinweis: Im Falle einer Verbreitung müssen Sie anderen alle Lizenzbedingungen mitteilen, die für dieses Werk gelten. Am einfachsten ist es, den entsprechenden Link auf einzubinden: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/de/>

Ein rechtsverbindlicher Vertrag ist unter folgendem Link zu finden:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/de/legalcode>

Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit ist ein Beitrag zur Weiterentwicklung der autonomen Navigation für planetare Rover und behandelt dabei den Teilaspekt der Selbstlokalisierung (SL). Ausgehend von dem Ziel, das Rover in Zukunft über Distanzen im Bereich mehrerer Kilometer autonom navigieren sollen, wurde ein neues Verfahren zur SL entwickelt, das es einem Rover ermöglicht, sich anhand einer Kombination aus von ihm erstellten Abstandskarten und bereits vorliegenden georeferenzierten digitalen Geländemodellen, selbst zu lokalisieren.

Für die Bestimmung der korrespondierenden Bereiche in den zu vergleichenden Datensätzen wird das Shape Context Matching (SCM) eingesetzt. Dieses erlaubt das merkmalsbasiert Matching von Punktwolken und wurde aufgrund seiner bisherigen Erfolge in der Objekterkennung ausgewählt.

Mit Hilfe simulierter, virtueller Marsoberflächen wurde eine erste Untersuchung der Tauglichkeit des SCM für die SL durchgeführt. Die dabei erzielten Erkennungsraten, zwischen 75 % und 92,5 %, lassen auf eine prinzipielle Eignung des Verfahrens für das Matching im Rahmen des vorgeschlagenen SL-Verfahrens schließen.

Danksagung

Für den erfolgreichen Abschluss der vorliegenden Arbeit schulde ich vielen Menschen meinen herzlichen Dank.

Zuerst möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Briß und Frau Dipl.-Ing. Jana Weise für die hochschulseitige Betreuung dieser Arbeit herzlich bedanken. Herrn Dipl.-Inf. Frank Trauthan, meinem Betreuer beim DLR, gebührt ebenfalls mein herzlicher Dank, da er es mir ermöglicht hat diese Arbeit am Institut für Planetenforschung durchzuführen und mir somit einen sehr interessanten Einblick in diese Forschungseinrichtung ermöglichte. Zudem hat er mich in meinem Vorhaben mit viel Vertrauen und wertvoller Hilfestellung unterstützt.

Ganz besonders möchte ich mich bei Stefan Kral bedanken, ohne den große Teile dieser Arbeit in dieser Qualität nicht möglich gewesen wären. Dank der simulierten Gelände-Modelle, die er mir zur Verfügung gestellt hat, aber vor allem durch die zahlreichen Ratschläge und seine äußerst konstruktive Kritik, hat er es mir ermöglicht eine hochwertige Arbeit abzuliefern. Durch die vielen interessanten Gespräche mit ihm konnte ich zahlreiche neue Ideen entwickeln.

Des Weiteren möchte ich mich bei den unzähligen Entwicklern aller von mir benutzten Open Source Software bedanken, die ebenfalls, unwissentlich, zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Meiner Familie, die mich in all meinen Vorhaben unterstützt und auch viele davon erst möglich gemacht hat, kann ich gar nicht genug danken. Der größte Dank gebührt meiner Freundin, Janina Jansen, für die Unterstützung in jeglicher Hinsicht und daran, dass sie mich immer wieder aufgebaut hat wenn ich nicht mehr weiterwusste.

Berlin, den 27.09.2010

Martin Lingenauber

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	14
1.1	Fragestellung und Ziel	16
1.2	Akademischer Beitrag und Innovation	17
1.3	Übersicht und Vorgehen	17
2	Autonome Navigation und Selbstlokalisierung planetarer Rover	19
2.1	Navigation auf planetaren Oberflächen	19
2.1.1	Aktuell angewendete und für die nahe Zukunft geplante Navigati- onstechniken	21
2.2	Bedarf für eine neues Verfahren zur Selbstlokalisierung	26
2.2.1	Anforderungen an Verfahren zur Selbstlokalisierung bei langen Stre- cken	27
2.3	Vorschlag für ein neues Verfahren zur Selbstlokalisierung	28
2.3.1	Verfügbare Daten für die Selbstlokalisierung	31
2.3.1.1	Rover	31
2.3.1.2	Orbiter	34
2.4	Kapitelzusammenfassung	35
3	Matching mit Shape Contexts - Theorie und Anwendung für die Selbstlokali- sierung	36
3.1	Begriffe und Konzepte des Matchings in der automatischen Bildanalyse . .	36
3.2	Merkmalsbasiertes Matching dreidimensionaler Formen	39
3.2.1	Merkmalerkennung	40
3.2.2	Merkmalsbeschreibung	41
3.2.3	Matching	42
3.3	Matching dreidimensionaler Punktwolken	42
3.3.1	Matching mit Shape Contexts	43
3.3.2	Shape Context für den zweidimensionalen Fall	44
3.3.3	Shape Context für dreidimensionale Punktwolken	46

3.3.4	Invarianz und Robustheit von Shape Contexts	47
3.4	Kapitelzusammenfassung	49
4	Implementierung des automatischen Shape Context Matchings	50
4.1	Verwendbare Eingangsdaten	51
4.2	Implementierung der Shape Context Generierung	51
4.2.1	Kernelberechnung	55
4.2.2	Basisregionen extrahieren und zentrieren	56
4.2.3	Oberflächennormale im Basispunkt berechnen	56
4.2.4	Basisregion an Polachse des Kernels ausrichten	58
4.2.5	Konvention zur Umwandlung kartesischer Koordinaten in Kugel- koordinaten	60
4.2.6	Histogrammberechnung	61
4.3	Implementierung des SC-Matchings	62
4.4	Datenverwaltung	65
4.5	Kapitelzusammenfassung	65
5	Experimente und Resultate	66
5.1	Übersicht der durchgeführten Experimente	66
5.2	Beschreibung der im Experiment verwendeten XZY-Datensätze	69
5.3	Experiment 1 - Matching einzelner Sektionen	71
5.4	Experiment 2 - Matching bei Modellen unterschiedlicher Detaillierungsstufen	78
5.5	Experiment 3 - Matching bei unterschiedlichen Auflösungen	81
5.6	Empfehlungen für die Verbesserung der Erkennungsrate	82
5.7	Kapitelzusammenfassung	83
6	Zusammenfassung, Fazit und Ausblick	84
6.1	Zusammenfassung der Arbeit	84
6.2	Diskussion der Ergebnisse	86
6.3	Empfehlungen für das weitere Vorgehen und Verbesserungen	87
6.3.1	Empfehlung für ein umfassenderes Verständnis des SCM	88
6.3.2	Empfehlungen für die Prozessoptimierung	89
6.3.3	Empfehlungen für die Softwareoptimierung	89
6.4	Fazit und Ausblick	90
	Literaturverzeichnis	92
A	Vergrößerte Abbildungen	99

Abbildungsverzeichnis

2.1	Autonome Navigation mit dem Bündelblockausgleichverfahren	24
2.2	Überblick über die einzelnen Schritt eines neuen Verfahrens zur Selbstlokalisierung mit Hilfe von Bilddaten	30
2.3	Beispiel einer Hazcam-Ansicht eines Mars Exploration Rovers (MER) mit-samt der daraus abgeleiteten XYZ- und Abstandskarte	32
2.4	Verhältnis der Tiefenauflösung zum Abstand bei Stereokameraaufnahmen der MER	33
3.1	Prinzip des Bildmatchings und des Objektmachtings	37
3.2	Shape Context (SC) Berechnung für die Objekterkennung in zweidimen-sionalen Bilddaten	44
3.3	Dreidimensionaler Kernel für die SC Berechnung	46
4.1	Blockdiagramm der Shape Context Generierung (SCG)	54
4.2	Kompletter kugelförmiger Kernel für die SCG	55
4.3	Extrahierte Sektion mit Datenpunkten aus zwei verschiedenen Datensätzen	57
4.4	Beispiel einer extrahierten Basisregion (BR)	58
4.5	Eine zentrierte BR vor und nach der Rotation in das Kernelkoordinaten-system um den Vektor $\vec{n} \times \vec{e}_z^{Kernel}$	59
4.6	Rotierte BR mit äußerer Kernelgrenze	60
4.7	Konvention und Bezeichnungen für Kugelkoordinaten	61
4.8	Kompletter SC für eine BR	62
4.9	Darstellung der Vorteile des weichen gegenüber dem harten Wählen zur Bestimmung der Ähnlichkeit zweier Sektionen	63
4.10	Kosten- oder Ähnlichkeitsmatrix wie sie für das weiche Matching der Sek-tionen verwendet wird	64
5.1	Orthobild der MER-Spirit Landestelle mit Höhenmodell des Husband Hill	67
5.2	Gerenderte Ansichten des simulierten Areals aus der Orbiter- und Rover-perspektive in unterschiedlichen Detaillierungsstufen	68

5.3	Für die Experimente verwendete XYZ-Datensätze aus Orbiter- und Rover-	
	versicht und daraus ausgewählte Sektionen	70
5.4	Ansicht der XYZ-Punktwolke jeder Selektion mit exemplarischen Basisre-	
	gionen	72
5.5	Rotierte BR 0 aus Sektion 0 mit Kernel	73
5.6	Vergleich der Rover- und Orbiter-Shape Contexts anhand zweier Basisre-	
	gionen	74
5.7	Eine Auswahl korrekter und falscher Matchingergebnisse für verschiedene	
	SCs	75
5.8	Kostenmatrizen für Sektion 0 und 1	76
5.9	Vergleich der SCs für BR 3 aus Sektion 1	77
5.10	Vier, für das Matching in Experiment 1 und 2 verwendet, Roversektionen	
	und ihre Nummerierung	78
5.11	Auswirkung der unterschiedlichen Detaillierungsstufen auf die Punktwolken	80
5.12	Ergebnisse des Shape Context Matchings für fünf unterschiedliche Auflö-	
	sungen	82
A.1	Gerenderte Ansichten des simulierten Areals aus der Orbiter- und Rover-	
	perspektive mit unterschiedlichen Detailgraden (vergrößerte Abbildung) .	100
A.2	Auswirkung der unterschiedlichen Detaillierungsstufen auf die Punktwol-	
	ken (vergrößerte Ansichten)	101

Tabellenverzeichnis

4.1	Parameter für das Shape Context Matchin (SCM), ihre Bezeichnung im Quellcode und ihre Bedeutung	52
5.1	Experiment 1 - Parameter für die detaillierte Untersuchung des Matchingprozesses	69
5.2	Experiment 1 und 2 - Liste der Parameter für die Ermittlung der Erkennungsrate	79
5.3	Experiment 1 - Ergebnisse des SCM bei simulierten Geländen mit unterschiedlichen Detaillierungsstufen	81

Abkürzungen

δ	Radius zur Bestimmung der Punktdichte
λ	Eigenwert
λ_L	Lagrange-Multiplikator
λ_{min}	Kleinster Eigenwert
$\ \cdot\ $	Euklidische Norm
\mathbb{R}^3	dreidimensionaler Raum
ρ_i	Punktdichte
\vec{e}_z	Einheitsvektor in z-Richtung
\vec{n}	Oberflächennormale
\vec{n}_{rot}	Normalenvektor der rotierten Basisregion
$vector^T$	Transformierter Vektor
d_i	Abstand eines Punktes zu einer Ebene
p_j	Punkt in einem Datensatz
p_i	Punkt in einem Datensatz
R	Rotationsmatrix
$V(d, f, g)$	Volumen einer Kernelzelle
w_{normal}	Kantenlänge des Fensters zur Normalenberechnung
$w_{section}$	Kantenlänge der Sektionen
B	Anzahl der Basispunkte in jeder Sektion

BP	Basispunkt
BR	Basisregion
D	Anzahl der Unterteilungen des Kernels in radialer Richtung
d	Abstand einer Ebene zum Ursprung
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
DTM	Digital Terrain Model
E	Anzahl der Unterteilungen des Kernels in Richtung der Elevation
ESA	European Space Agency
F	Anzahl der Unterteilungen des Kernels in azimuthaler Richtung
FOV	Field Of View
GNSS	Global Navigation Satellite System
HRSC	High Resolution Stereo Camera
IMU	Inertial Measurement Unit
K	Anzahl der Shape Contexts in der Suchsektion
M	Anzahl der Shape Contexts in der Referenzsektion
m	Anzahl der Punkte auf der Kontur oder Oberfläche eines Objekts
ME	Mars Express
MER	Mars Exploration Rover
MRO	Mars Reconnaissance Orbiter
MSL	Mars Science Laboratory
N	Teilungsfaktor für die Verringerung der Auflösung einer Punktwolke
n	Anzahl der Punkte auf der Kontur oder Oberfläche eines Objekts
NASA	National Aeronautics and Space Administration
SC	Shape Context

SCG	Shape Context Generierung
SCM	Shape Context Matching
SL	Selbstlokalisierung
C_{ij}	Matchingkosten bzw. Ähnlichkeit zweier Shape Contexts
\vec{n}	Normalenvektor der Tangentialebene
\mathcal{P}	Punktmenge eines Objektes
p_b	Basispunkt in \mathcal{P}
p_i	Punkt in \mathcal{P}
\mathcal{Q}	Punktmenge eines Objektes
q_b	Basispunkt in \mathcal{Q}
q_j	Punkt in \mathcal{P}

1 Einleitung

Die ersten nichtbemannten, fahrbaren Roboter für die planetare Exploration, sogenannte Rover, waren die sowjetischen Lunokhod 1 und Lunokhod 2. Diese wurden in den 1970er Jahren für die Erforschung der Mondoberfläche eingesetzt und konnten, dank der geringen Entfernung zur Erde, mittels direkter Fernsteuerung bedient werden (ZMW⁺05). Somit konnten durch die Telepräsenz auf dem Mond die beeindruckenden Navigationsfähigkeiten des Menschen zur Steuerung der Roboter genutzt werden. Beide hatten eine Masse von ca. 900 kg, Lunokhod fuhr während seiner 11 monatigen Mission ca. 11 km weit, während Lunokhod 2 in nur 8 Wochen eine Strecke von 37 km zurücklegte (ZMW⁺05).

Im Jahr 1996 landete mit dem nur 10.5 kg schweren Sojourner (Mars Pathfinder) der erste betriebsfähige¹ Rover auf dem Mars und damit auf einem anderen Planeten. Diesem folgten im Jahr 2004 die beiden äußerst erfolgreichen Mars Exploration Rover (MER) *Spirit* und *Opportunity*, welche teilweise immer noch im Betrieb sind. Diesmal mussten diese Rover, aufgrund der großen Entfernung zwischen Mars und Erde, mit einer einfachen Form von Autonomie ausgestattet werden, die es ihnen erlaubte, kürzere Strecken ohne direkte Kontrolle zurückzulegen und unmittelbaren Gefahren und Hindernissen selbständig auszuweichen. Diese kann aber nicht als autonome Navigation im Sinne von "fahre bis zu dieser Hügelkette am Horizont" bezeichnet werden (MBT⁺06), da selbst für Strecken von einigen Metern teilweise immer noch eine intensive Vorausplanung am Boden nötig ist und der Mensch einen Großteil der Navigationsaufgaben übernimmt (MBT⁺06). Hatte Sojourner noch einen Einsatzradius von ca. 100 m Abstand zur Landefähre (ZMW⁺05), so legten *Spirit* und *Opportunity* im Laufe ihres mittlerweile über 6 Jahre andauernden Einsatzes bereits eine Gesamtstrecke von 7730,50 m bzw. 23360,65 m zurück². Damit liegen sie zwar unter den Leistungen der direkt vom Menschen gesteuerten Rover, aber angesichts der verwendeten Technologie, kann dies ebenfalls als eine beeindruckende Leistung betrachtet werden. Diese Distanzen werden von den Marsrovern

¹Während der sowjetische Mars 3 Mission landete 1971 ein Lander mit dem 4.5 kg schweren Prop-M Rover auf der Marsoberfläche. Dies war zwar der erste Rover auf dem Mars, der aber aufgrund eines Ausfalls der Landesonde kurz nach der erfolgreichen Landung nicht zum Einsatz kam.

²Stand 27.09.2010, für aktuelle Statusinformationen s. auch <http://marsrover.nasa.gov/mission/status.html>

der nächsten Generation, ESA's ExoMars und dem Mars Science Laboratory (MSL) der NASA, wahrscheinlich übertroffen, aber trotzdem können auch sie in diesem Sinne nicht als wirklich autonom bezeichnet werden, da sie immer noch einer intensiven und aufwändigen Steuerung durch den Menschen bedürfen (MBT⁺06).

Doch trotz der erzielten Erfolge bleibt als grundlegende Erkenntnis aller bisherigen Missionen, dass die eingeschränkte Navigationsfähigkeit der Rover den wissenschaftlichen Effekt mindert. Dies ist damit begründet, dass die meisten interessanten Erkenntnisse in schwierigem, unebenem Gelände, an Steilwänden oder Kraterrändern zu erwarten sind. Eine Landungen in der Nähe solcher Untersuchungsobjekte ist aber mit den zur Verfügung stehenden Landefähren, aus Gründen der Missionssicherheit, nicht vertretbar .

Daher werden für die zukünftige Erforschung planetarer Körper, Strategien für die autonome Navigation über weite Strecken, d.h. im Kilometerbereich benötigt. Daran das momentan bereits Distanzen im Bereich von bis zu ca.100 m als lange Strecke bezeichnet werden (LDH⁺07), kann der Bedarf an neuen Verfahren und Ansätze für das formulierte Ziel der autonomen Navigation über sehr lange Strecken, d.h. Kilometerdistanzen, erkannt werden. Die hierfür nötigen Entwicklungen beginnen bei der effizienten, zuverlässigen und präzisen Selbstlokalisierung (SL) der Rover als Grundvoraussetzung (LMB⁺02), ohne die ein autonomes Abfahren einer langen Traverse zu einem weit entfernten Zielpunkt nicht möglich ist. Als weitere Herausforderung kommt hinzu, dass ein Wegpunkt eventuell ausserhalb des Sichthorizonts des Rovers liegt und der Rover sich für die optimale Routenfindung anhand einer Übersicht des zu durchfahrenden Gebiets orientieren und wiederfinden können muss, um z.B. das Befahren einer Sackgasse zu verhindern.

Mit Hinblick auf diese Herausforderungen wird in dieser Arbeit ein Verfahren vorgeschlagen, das sich das Vorwissen über ein Gebiet, in Form von Orbiterbilddaten, zunutze macht, um einem Rover die SL, mit Hilfe der von ihm erzeugten Stereobilddaten, zu ermöglichen. Dabei soll der Rover schlussendlich, ähnlich einem Wanderer agieren, welcher sich nur mit Hilfe seiner Ansicht auf die vor im liegende Szene, einer Karte und eventuell einem Kompass orientieren kann, indem er die von ihm erkennbaren Landmarken mit deren Repräsentation in der Karte abgleicht. D.h. es muss ein Vergleich des, aus der einen Perspektive, Gesehenen mit dem, aus einer anderen Perspektive, Dargestellten stattfinden und darauf basierend eine korrekte Zuordnung erfolgen. Kurz, der Wanderer führt ein Matching zweier verschiedener Repräsentation derselben Objekte durch.

Erschwerend kommt jedoch hinzu, dass die Repräsentationen in unterschiedlicher Auflösung vorliegen und in der Roveransicht, aufgrund der geringen Kameramasthöhe, oft große Teile eines Objekts verdeckt sind. Von Vorteil für die angestrebte Anwendung auf

planetare Rover ist hierbei allerdings, dass für weite Gebiete des Mars und bald auch des Mondes, bereits digitale Geländemodell in einer relativ hohen Auflösung³ vorliegen, wodurch sich das Problem auf ein Matching von teilweise abweichenden Datensätzen reduzieren lassen sollte.

1.1 Fragestellung und Ziel

Die zentrale Fragestellung kann anhand der im vorangegangenen Abschnitt genannten Herausforderung der autonomen Langstrecken, formuliert werden:

Ist es einem planetaren Rover möglich, für die autonome Navigation, eine präzise und zuverlässige SL, mit Hilfe von Vorwissen, in Form von Orbiterbilddaten und anhand von selbst erstellten Bildern, bzw. den davon abgeleiteten Produkten, durchzuführen?

Einige der sich hieraus ergebenden Fragen sind :

1. Was sind die Anforderungen an diese Art der SL?
2. Gibt es ein Matchingverfahren, das diese erfüllen kann und wie funktioniert es?
3. Wie tauglich ist dieses Matchinverfahren mit Hinblick auf seine Zuverlässigkeit und Präzision?
4. Welche Mindestauflösung sollten die Orbiterdaten aufweisen, um eine verlässliche Erkennung mit einem Matchingverfahren zu erreichen?
5. Wie präzise und zuverlässig kann die Position mit diesem SL-Verfahren bestimmt werden?

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Fragen 1 bis 4 bearbeitet. Eine zusätzliche, umfassende und zufriedenstellende Bearbeitung von Frage 5, d.h. die Entwicklung und Test einer automatischen, autonomen Positionsbestimmung, würde den Rahmen dieser Arbeit überschreiten und wird als eigenständiges Projekt empfohlen.

Ziel dieser Arbeit ist daher die Formulierung der allgemeinen Anforderungen an die SL und darauf basierend die Identifizierung eines geeigneten Matchingverfahrens. Dieses soll in einer ersten Version als Software implementiert und anhand einiger Experimente auf seine generelle Tauglichkeit überprüft werden.

³Zurzeit bis zu 1 m/pixel bei einigen Gebieten auf dem Mars und dem Mond (vgl. Abschnitt 2.3.1)

1.2 Akademischer Beitrag und Innovation

Neben der Suche nach einem, für den Vergleich von digitalen Geländemodellen, geeignetem Matchingverfahren und dessen Identifizierung, wird im Rahmen dieser Arbeit ein darauf basierendes Verfahren zur SL unter Berücksichtigung von Orbiterbilddaten vorgestellt. Als geeignetes Matchingverfahren wurde das sogenannten Shape Context Matching (SCM) für dreidimensionale Punktwolken identifiziert und zur Untersuchung desselben ein erster Prototyp, in Form einer Software, entwickelt. Damit ist das SCM, nach Wissen des Autors, erstmals explizit für das Matching von Terrains verwendet worden. Zudem scheint dies die erste Berücksichtigung des SCM für eine Problemstellung in der Raumfahrt zu sein. Des Weiteren kann diese Arbeit als ein weiterer, kleiner Schritt in der Weiterentwicklung der autonomen Langstreckennavigation für die planetare Exploration gesehen werden.

1.3 Übersicht und Vorgehen

Kapitel 2 startet mit einer kurzen Einführung in die Thematik der autonomen Navigation planetarer Rover. Dafür werden neben den notwendigen Begriffen, die momentan oder für die nahe Zukunft geplanten und verwendeten Navigations- und Ortungsverfahren vorgestellt (Abschnitt 2.1.1). Daran anschließend wird in Abschnitt 2.2 der Bedarf für ein neues Verfahren zur SL erläutert und die Anforderungen an ein solches aufgestellt. Darauf aufbauend folgt in Abschnitt 2.3 die Übersicht über das in dieser Arbeit vorgeschlagene Verfahren zur SL, mittels Matching von digitalen Geländemodellen. Eine Liste möglicher, zur Verfügung stehender Datenquellen ist am Ende des Kapitels angegeben (Abschnitt 2.3.1).

In Kapitel 3 werden die grundlegenden Begriffe und Konzepte des Matchings in der automatischen Bildanalyse eingeführt und kurz erläutert (Abschnitt 3.1). Eine Erklärung der einzelnen Schritte des für diese Arbeit gewählten merkmalsbasierten Matchings und seiner Erweiterung für die Analyse dreidimensionaler Datensätze, schließt sich in Abschnitt 3.2 an. Für die Auswahl eines geeigneten Verfahrens werden die in Abschnitt 3.2.2 formulierten Anforderungen an einen Merkmalsdeskriptor verwendet, um ein passendes Matchingverfahren zu ermitteln. Das unter Berücksichtigung der Anforderungen ausgewählte SCM wird detailliert erläutert.

Die detaillierte Erklärung der für die Software-Implementierung des SCMs verwendeten Berechnungsschritte ist Inhalt von Kapitel 4. Basierend auf dieser Software wurden

erste Experimente mit simuliertem, virtuellem Marsterrain durchgeführt, um die Anwendbarkeit des SCMs im Rahmen des vorgeschlagenen SL-Verfahrens zu zeigen. Eine Erläuterung der für die Experimente verwendeten Daten, die Methodik und die Resultate werden in Kapitel 5 präsentiert.

Im abschließenden Kapitel 6 der Arbeit erfolgt eine Interpretation der erzielten Ergebnisse mit Hinblick auf das Ziel der autonomen Rovernavigation zusammen mit Hinweise für ein mögliches, weiteres Vorgehen für die Weiterentwicklung der SL mit SCM. Zum Abschluss soll die Arbeit nochmals zusammengefasst und ein Fazit nebst Ausblick präsentiert werden.

2 Autonome Navigation und Selbstlokalisierung planetarer Rover

Wie bereits in Kapitel 1 ausgeführt wurde, besteht in Zukunft der Bedarf an Navigationstechniken, die es Rovern erlauben, Strecken von mehreren Kilometern weitestgehend autonom zurückzulegen. Anhand der momentan und in naher Zukunft verwendeten Navigationstechniken, soll dieser Bedarf für ein neues Verfahren zur SL bei langen Strecken begründet werden. Darauf aufbauend werden erste, allgemeine Anforderungen an ein solches Verfahren aufgestellt und anschließend eine mögliche Variante präsentiert, die auf Daten aufbaut, welche bereits während des normalen Betriebs erzeugt werden. Die dafür zur Verfügung stehenden Daten, aus Stereobildern erzeugte Abstandskarten und Geländemodelle, sollen ebenfalls kurz vorgestellt werden.

2.1 Navigation auf planetaren Oberflächen

Mit dem Begriff Navigation wird allgemein das sichere Steuern eines Fahrzeuges von einem Startpunkt zu einem Zielpunkt verstanden. Dies kann in drei Teilaufgaben unterteilt werden:

1. Ortung, d.h. das Feststellen der eigenen Lage und der geographischen Position. Entweder anhand der Messung des Abstandes relativ zu einem Objekt in einem Bezugssystem (absolute Positionsbestimmung) oder als Resultat der Integration aus der gemessenen Bewegung (Inertialnavigation) (Kro97).
2. Das Berechnen des optimalen Weges zum Ziel (Routenplanung), sowie
3. das sichere Führen des Fahrzeuges zum Ziel, d.h. das Vermeiden von Gefahrensituation, bei gleichzeitigem Halten des optimalen Kurses.

Verschiedene Navigationsmethoden können in der Regel anhand der Art der Ortung eingeteilt werden, die entsprechenden Begriffe sind (Wik10):

Landmarkenbasierte Navigation, d.h. die eigene Position wird durch die Ortung von Landmarken, mit Hilfe von Winkel- und Richtungsmessung, bestimmt.

Sichtnavigation bezeichnet den Vergleich zwischen einer Karte und dem vorliegenden Gelände.

Astronomische Navigation basiert auf der Ortung durch Bestimmung der Richtungs- und Höhenmessung von Gestirnen.

Koppelnavigation ist die laufende Ortsbestimmung aus dem gemessenen Kurs und der Geschwindigkeit.

Trägheitsnavigation, oder Inertialnavigation, benötigt keine äußeren Bezugsobjekte sondern die Integration der Sensordaten von Beschleunigungsmessern und Kreisel.

Funknavigation verwendet Funksignale, die von mehreren bekannten Positionen ausgesendet werden und so eine Ermittlung der Position mittels Triangulation erlauben.

Satellitenavigation basiert auf der Berechnung des Laufzeitunterschiedes von min. 4 Funksignalen welche von einem Globalen Satelliten Navigationssystem (Global Navigation Satellite System, GNSS) bereitgestellt werden. Dieses ist eine Satellitenkonstellation, bestehend aus, je nach Konfiguration, 24 bis 30 Satelliten, die sich im mittleren Erdbereich (ca. 20 000 km Orbithöhe) befinden.

Integrierte Navigation vereinigt mehrere der genannten Verfahren und gewichtet sie entsprechend der Qualität der Positionsbestimmung, wodurch sich auch eine Aussage über die Genauigkeit und Integrität der ermittelten Position treffen lässt.

Aufgrund der Randbedingungen in der planetaren Exploration, ist die Navigation von Rovern auf planetaren Oberflächen eine besondere Herausforderung. Wegen der großen Distanzen und der dadurch hervorgerufenen langen Signallaufzeiten, ist eine Kontrolle in Echtzeit nicht möglich (MBT⁺06). Somit kann weder ein sicherer noch ein effizienter Betrieb mittels Teleoperation gewährleistet werden (MBT⁺06), weshalb der Rover die Fähigkeit besitzen muss, über einige Distanz autonom zu navigieren (WBV05). Erschwerend kommt hinzu, dass von fremden Planeten weder präzises Kartenmaterial vorliegt, noch auf eine Infrastruktur für z.B. die Satellitenavigation zurückgegriffen werden kann. Zudem muss die Navigation auch die in der Raumfahrt üblichen hohen Sicherheitsanforderungen erfüllen, um keinen Verlust des Fahrzeugs zu riskieren (MBT⁺06).

Im Unterschied zu den meisten Navigationsaufgaben auf der Erde, müssen bei der planetaren Exploration keine schnellen Änderungen der Umgebung, wie z.B. der Verkehr,

berücksichtigt werden. Die Fahrt eines Rovers erfolgt daher als Abfolge von Bewegungsschritten zwischen, vom Bodenkontrollteam vorgegebenen, Wegpunkten, so dass nach jedem Schritt angehalten und eine Neubewertung der Situation für den nächsten Schritt vorgenommen werden kann. Diese Detailplanung, die hauptsächlich der Gefahrenabwehr und Umfahrung unmittelbarer Hindernisse dient, kann bisher schon autonom erfolgen, wohingegen die optimale Routenplanung zwischen Wegpunkten und oft auch größere Bewegungsschritten noch vom Menschen vorgegeben werden. Da die Berechnung der Navigationschritte nicht in Echtzeit erfolgen muss, kommt den begrenzten Rechenkapazitäten der Rover zwar entgegen, allerdings werden auf den MER einige der aufwendigeren Verfahren, wie z.B. die visuelle Odometrie (s. nächster Abschnitt), trotz ihrer zahlreichen Vorteile, aufgrund der Berechnungszeiten nicht regelmäßig eingesetzt (MBT⁺06). Mit der nächsten Generation von Rovern können leistungstärkere Bordrechner und damit mehr Möglichkeiten zur Autonomie erwartet werden, falls die entsprechend benötigten Verfahren bis dahin ebenfalls zur Anwendungsreife gebracht wurden.

2.1.1 Aktuell angewendete und für die nahe Zukunft geplante Navigationstechniken

Viele der im Folgenden vorgestellten Navigationstechniken werden anhand der Ergebnisse der Missionen der MER *Spirit* und *Opportunity* vorgestellt und bewertet. Diese sind die bisher am längsten betriebenen, teil-autonom agierenden Rover in der Raumfahrt und werden daher als Stand der aktuell im Betrieb befindlichen Technik angesehen (MBT⁺06). Zudem repräsentieren sie die ersten Missionen, bei denen sich eine Aussage über die Qualität bestimmter Techniken, über einen längeren Anwendungszeitraum, treffen lässt. Die Prinzipien der Navigation dieser Rover-Missionen entsprechen weitestgehend den Vorgehensweisen, der für die nahe Zukunft geplanten Missionen, MSL und ExoMars.

Um die Zuverlässigkeit und Präzision der autonomen Navigation planetarer Rover zu steigern, wird für kurze Distanzen das Prinzip der integrierten Navigation angewendet. Normalerweise ist dies eine Kombination aus:

- Koppelnavigation, Auswertung der Geschwindigkeit und des Kurses anhand der Rad-Odometrie und eventuell durch den Vergleich aufeinanderfolgender Bilder,
- Trägheitsnavigation, Positionsbestimmung mittels einer Inertial Measurement Unit¹ (IMU)

¹Eine Kombination aus Beschleunigungssensoren und Gyroskopen

- astronomischer Navigation mittels Sonnensensor oder durch die Beobachtung der Position bestimmter Gestirne mit der Panoramakamera des Rovers. Dies geschieht von Zeit zu Zeit, um die aufakkumulierten Fehler der vorherigen Verfahren zu korrigieren.

Die präzise und zuverlässige Lokalisierung des Rovers ist hierbei der essentielle Schritt, da von diesem der Erfolg aller weiteren Ziele abhängt (LMB⁺02), (LXM⁺02).

Insbesondere die Rad-Odometrie, d.h. die Messung der Anzahl der Radumdrehungen zur Bestimmung der Wegdifferenz, weist nach einiger Zeit eine hohe Abweichung auf und ist für die Navigation über längere Strecken alleine nicht verwendbar (LMB⁺02). Die Gründe hierfür sind, dass es zum Einen eine eindimensionale Messung ist, die im dreidimensionalen Raum angewendet wird, d.h. dass z.B. Anstiege nicht korrekt erfasst werden können. Zum Anderen verursacht der Schlupf der Räder auf unebenem oder sandigen Boden sehr große Messfehler, die sich über die gesamte, zurückgelegte Distanz aufsummieren, wodurch diese Methode eine unbegrenzte Fehlerakkumulierung zeigt (Kro97). Zur Kompensierung dieser Nachteile wird zusätzlich die Lage und Position des Rover mittels IMU bestimmt. Die Messdaten werden hierbei durch eine Integration über die Zeit in Positionsdaten umgerechnet (LMB⁺02). Aus der Kombination dieser Messungen konnte z.B. das Entwurfsziel der MER, eine maximale Abweichung der Ist- von der Sollposition von 10%, bei Strecken von max.100m, eingehalten werden - allerdings nur für flaches, festes Terrain (MCM07). Aufgrund möglicher Beeinflussung durch systematische Messabweichungen (Bias) besteht aber auch bei der IMU die Gefahr einer unbegrenzten Fehlerakkumulierung (SBJ05).

Für komplexeres Gelände und zur Erhöhung der Genauigkeit, wurde zusätzlich die visuelle Odometrie entwickelt. Dabei wird die Positionsänderung einzelner Pixel auf markanten Objekten in einer Reihe von aufeinanderfolgenden Stereobildpaaren verfolgt und somit die Positionsänderung auch bei Anstiegen (bis zu 20°) und in Bereichen, in denen viel Schlupf zu erwarten ist, genau gemessen. Dies kann eine präzise Navigation über Distanzen bis zu 8 m ohne menschliches Eingreifen ermöglichen (MCM07). Allerdings ist das Verfahren bisher nur teilautonom, da die zu vermessenden Objekte noch von einem menschlichen Operator ausgewählt werden müssen (MCM07). Zudem verhindern die langen Berechnungszeiten einen regelmäßigen Einsatz für die MER (MBT⁺06).

All diesen Technik ist gemein, dass die Positionsbestimmung ohne Speicherung der Daten abläuft. Diese erfolgt durch Integration der Geschwindigkeit und grundlegender Bewegungen über die Zeit. Hierdurch akkumulieren sich die Fehler, was zu einem unbegrenzten Fehlerwachstum führen kann (LMB⁺02).

Um die präzise Navigation über längere Strecken, ohne externe Referenzen, wie bei der Satellitennavigation, zu ermöglichen, bleiben in der planetaren Exploration die beiden Möglichkeiten:

1. Orientierung anhand von Landmarken in der Landschaft und
2. Ortung durch die Anpeilung von Gestirnen.

Der Vorteil, dieser beiden Möglichkeiten ist die über die Zeit nicht konstant ansteigende Fehlerrate (LMB⁺02) und eine dadurch gesteigerte Robustheit der Positionsbestimmung. Dies wird allerdings bei Ersterem mit einer erhöhten Komplexität des Prozesses erkauft, da eine autonome Objekterkennung in einer unstrukturierten Umgebung erfolgen muss (SBJ05). Zudem ist es oft schwierig in solche Umgebungen Merkmale zu identifizieren, die sich für eine Positionsbestimmung eignen (LMB⁺02).

Eine mögliche Herangehensweisen an Möglichkeit 1, basiert auf der Verarbeitung von Stereobilddaten, die zur Erstellung eines 2,5-dimensionalen Digitalen Gelände Modells (engl. Digital Terrain Model, DTM, s. Abschnitt 2.3.1) verwendet werden.

Solch ein vom Rover erstelltes, lokales DTM kann prinzipiell mit einem globale Referenz-DTM, dessen Position bekannt ist, kombiniert werden, um daraus die Roverposition zu berechnen. Als globale DTMs können entweder von einem Lander, von dem Rover selbst oder auch aus Orbiterbildern erstellte, DTMs dienen (OM98). Wird auf ein DTM des Landers zurückgegriffen, wie das für Sojourner der Fall war (LXM⁺02), ist der Radius zur Positionsbestimmung mit dieser Technik stark begrenzt. Es besteht entweder die Möglichkeit ein lokales DTM als Ganzes, in einem globalen DTM zu positionieren (Joh97) und dadurch die Position zu bestimmen. Oder es wird versucht korrespondierende Landmarken in beiden DTMs zu ermitteln, d.h. ein Matching von in Beiden vorhandenen Objekten und anhand deren Lage, die Position zu bestimmen (LMB⁺02).

Als weitere Möglichkeit, kann ein an der momentanen Position des Rovers erstelltes DTM, mit bereits erstellten DTMs an geeigneten Schnittpunkten zusammengefügt werden. Durch die Bestimmung der DTMs relativ zueinander, lässt sich die Position, mit Bezug zu einem Startpunkt, mit einiger Genauigkeit bestimmen sowie eine Karte des bereits erkundeten Geländes erstellen (LMB⁺02).

Anhand der MER wurde für diese und nachfolgende Rover eine ähnliche Technik entwickelt, die für eine autonome Navigation über Wegstrecken von bis zu 118 m verwendbar sein soll (LDH⁺07) (s. Abbildung 2.1). Hierfür wird ein Netzwerk aus DTMs aufgebaut, deren einzelne Elemente aus Aufnahmen von Orbiter, Abstiegskameras der Landefähre

und vom Rover selber stammen können und an Schnittpunkten² in überlappenden DTM-Regionen verbunden werden. Durch einen inkrementellen Bündelblockausgleich³ kann die Position der Schnittpunkte im dreidimensionalen Raum genau bestimmt und die Roverposition, anhand der Blickrichtungen, berechnet werden (LDH⁺07). Bislang wird diese Methode erfolgreich für die präzise Positionsbestimmung der Rover durch das Bodenkontrollteam eingesetzt (LCH⁺09), soll aber in Zukunft in abgewandelter Form, ohne die Verwendung von Orbiteraufnahmen sondern wie in Abbildung 2.1 dargestellt, autonom an Bord der Rover ablaufen.

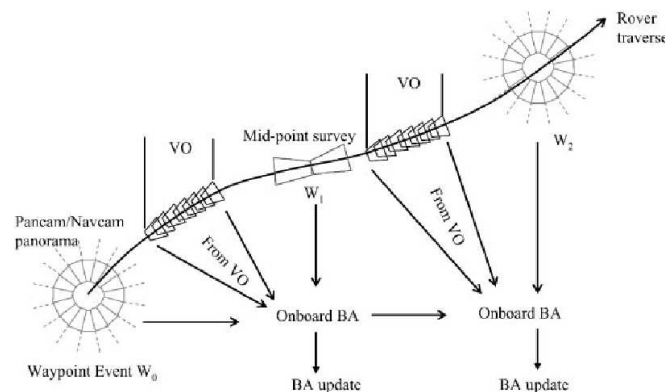


Abbildung 2.1: Geplante Roverlokalisierung zwischen Ziel- und Endpunkt (W_0 und W_2) durch Bündelblockausgleich (BA) von DTM aus mehreren Quellen. An Start- und Zielpunkt wird eine Panoramaansicht der Umgebung erzeugt die bis zum nächsten Wegpunkt reichen muss. Am mittlere Wegpunkt W_1 wird zur Kontrolle des Kurses ein weiteres Mal eine Vorder- und Rückansicht der Traverse erstellt und analysiert. Die für die Kurzstreckennavigation zwischen den drei Wegpunkten erstellte visuellen Odometry (VO) wird zur Erhöhung der Genauigkeit des BAs verwendet.(LDH⁺07)

Nach (LMB⁺02) lassen sich die bisher vorgestellten Techniken auch in folgende Typen unterteilen:

Bewegungsabschätzung Diese Techniken lokalisieren den Rover ohne die verwendeten Daten zu speichern. Es werden Geschwindigkeit und grundlegende Bewegungen gemessen und über die Zeit integriert, um die Position zu ermitteln (Koppelnavigation und Trägheitsnavigation). Diese Techniken zeigen ein unbegrenztes Fehlerwachstum.

²Diese können an Objekte wie Hügelspitzen aber auch Steinen positioniert sein, solange sie in den verwendeten DTM sichtbar sind.

³Bündelblockausgleich bezeichnet die Optimierung von Sehstrahlbündeln einer, von mehreren Kameras, beobachteten 3D Szene. Dies erlaubt die Positionsbestimmung der Kameras in der Szene bei gleichzeitiger optimaler Verteilung der Meßungenauigkeiten auf alle Aufnahmen (TMHF00), (Wik09).

Positionsverbesserung bezeichnet die Klasse der Techniken, die die Roverposition anhand von Modellen der Umgebung bestimmen. Dies sind meist Algorithmen, die versuchen Landmarken, Ansichten oder Kartenausschnitte in einer Referenz wiederzufinden (Sichtnavigation). Die Modelle werden anhand von Daten erstellt, die an Bord erzeugt wurden. Diese Techniken zeigen ebenfalls ein unbegrenztes Fehlerwachstum, was aber verringert werden kann.

Absolute Lokalisierung bezeichnet Techniken, die versuchen den Rover mit Bezug zu einem initialen, globalen Modell der Umgebung zu lokalisieren. Dies können georeferenzierte DTMs sein, wie sie aus Orbiterbildern erzeugt werden. Der Fehler in diesen Anwendungen weist nur ein begrenztes Wachstum auf.

Da die absolute Lokalisierung, nach Wissen des Autors, bisher noch nicht auf Rover implementiert wurde, können für die Bestimmung der absoluten Position im planetaren Bezugssystem bisher nur die astronomische Navigation und Kompass verwendet werden. Als Bezugspunkte für ersteres dienen die Sonne, Fixsterne und soweit möglich auch andere, am Himmel sichtbare, Gestirne, wie Monde oder Planeten. Diese Technik ist allerdings stark von den vorhandenen Beobachtungsbedingungen abhängig, was ihre Anwendbarkeit für die autonome Navigation einschränkt, da unter Umständen auf einen günstigen Beobachtungszeitraum gewartet werden muss. Bietet die astronomische Navigation auch eine gewisse Genauigkeit, so hat sie den Nachteil, dass sie, in ihrer genauesten Form, d.h. anhand von Sternenkarten, Nachts durchgeführt werden muss und somit Energie aus den Batterien benötigt. Diese müssen während der Tagstunden wieder aufgeladen werden, wodurch dem Rover tagsüber, während des eigentlichen Betriebs, nicht die volle, durch die Solargeneratoren erzeugte Leistung zur Verfügung steht (SD10). Sonnensensoren⁴, die zur Unterstützung der obigen Navigationstechniken eingesetzt werden, basieren auf Ephemeriden für den Sonnenstand, wodurch auch diese Ortungstechnik mit einer gewissen Ungenauigkeit einhergeht (SBJ05) .

Abschließend zu diesem Abschnitt soll auf die Studie von Miller et al. (MHR⁺03) hingewiesen werden, in der nachgewiesen wurde, dass es einem Rover, mit den oben vorgestellten Mitteln, prinzipiell möglich ist, Strecken im Kilometerbereich zurückzulegen, allerdings wurde die Abweichung von der geplanten Endposition und damit die Genauigkeit der Navigation nicht bestimmt. Daher kann keine Aussage über die tatsächliche Tauglichkeit des dort präsentierten Ansatz getroffen werden. Für die Studie wurde ein, den MER ähnliches, aber z.B. mit sehr viel mehr Rechenleistung ausgestattetes⁵ Testmo-

⁴ Auch die Kameras können als solche genutzt werden (MBT⁺06).

⁵ Ein PIII mit 400 MHz im Vergleich zu einem RAD6000 mit 20 Hz der MER.

dell gebaut, welches unter realistischen Bedingungen vollkommen autonom eine Strecke von 1,3 km zurücklegen konnte. Zur Navigation wurden dabei nur ein Stereokamerasystem, mehrere Abstandsmesser zur Hindernisvermeidung und ein elektronischer Kompass eingesetzt. Die in Wegpunkte unterteilte Route konnte vom Rover, unter Vermeidung diverser Hindernisse, autonom abgefahren werden.

2.2 Bedarf für eine neues Verfahren zur Selbstlokalisierung

Wie in den vorangegangenen Abschnitten gezeigt wurde, konnte trotz zahlreicher Entwicklungen und Fortschritte in den letzten Jahren, noch keine zufriedenstellende Lösung für das Problem der automatischen Selbstlokalisierung planetarer Rover in einem großen, d.h. kilometerweiten Maßstab gefunden werden. Der Großteil der vorgestellten, bisherigen Ansätze basiert auf dem Versuch eine möglichst fehlerfreie Lokalisierung relativ zu einem Startpunkt, meist dem Landeplatz der Landefähre oder einem durch das Bodenkontrollteam vermessenen Standpunkt, zu erreichen und aus diesem die absolute Position zurückzurechnen. Die Zuverlässigkeit und Qualität dieser Positionsbestimmung kann durch die Kombination der verschiedenen Messmöglichkeiten zur integrierten Navigation gesteigert werden. Zwar weisen einige dieser Ansätze bereits einen hohen Grad an technischer Ausgereiftheit auf, nichtsdestotrotz wäre eine effiziente und einfach durchführbare Positionierung in einem planetaren Bezugssystem von Vorteil, insbesondere mit Hinblick auf das prinzipbedingte, unbegrenzte Fehlerwachstum der meisten dieser Methoden (LMB⁺02).

Die Relativierung der akkumulierten Fehler geschieht bei den MER unter Verwendung der Panoramakamera als Sonnensensor. Diese wird von Zeit zu Zeit auf den Horizont ausgerichtet, um den Sonnenstand zu beobachten und mittels Ephemeriden die absolute Position des Rovers zu bestimmen (MJC⁺06). Diese Methode für die absolute Lokalisierung kann aufgrund der bereits beschriebenen Abhängigkeit von den Sichtbedingungen und wegen des zum Teil nächtlichen Durchführungszeitpunkt, nicht als ausreichend geeignet für eine autonome Navigation auf planetaren Oberflächen angesehen werden, da sie zu unregelmäßig durchgeführt werden können (SBJ05). Gerade hinsichtlich der Navigation über sehr lange Wegstrecken⁶, ist eine regelmäßige, d.h. im Abstand von maximal 100 m⁷, eher öfter⁸, sowie automatische Überprüfung der aktuellen Position und des Kurses, inklusive dessen Korrektur vonnöten. Am besten sollte dies anhand eines weiträu-

⁶d.h. im Kilometerbereich

⁷vgl. die erreichbare Genauigkeit des Bündelausgleichsverfahrens von 118 m (LDH⁺07)

⁸Zur Bestimmung des optimalen Wertes bedarf es allerdings Versuche mit echter Roverhardware.

migen Modells oder einer Karte des zu befahrenden Gebiets geschehen. Die Verwendung solcher Übersichtsinformationen kann als weiterer Baustein einer effizienten Navigation angesehen werden, die mittels einer entsprechenden Routenplanung auch das eventuelle Befahren möglicher Sackgassen verhindert.

Die benötigten Übersichtsinformationen sind für den Mars und teilweise auch für den Mond schon in Form von Orbiterbildern und daraus abgeleiteten DTMs vorhanden. Was bisher fehlt, ist ein geeignetes Verfahren, um diese beiden Informationsquellen, d.h. die Bilddaten des Rovers und die Orbiterdaten, für die Positionsbestimmung zu einer absoluten Lokalisierung zu kombinieren. Die Anforderungen an ein solches Verfahren werden im folgenden Abschnitt formuliert.

2.2.1 Anforderungen an Verfahren zur Selbstlokalisierung bei langen Strecken

Wie bei (MBT⁺06) dargelegt, ist das oberste Ziel für ein NavigationsSubsystem, das sichere Zurücklegen einer festgelegten, minimalen Distanz pro Missionstag bzw. Kommandierungszyklus⁹. Im Folgenden sollen daher die als am wichtigsten erachteten Anforderungen an ein SL-Verfahren aufgestellt werden. Soweit dies möglich war, wurden die allgemein formulierten, funktionellen Anforderungen (kursiv), um Richtwerte in Form von Erfahrungswerten bzw. bereits aufgestellten Anforderungen von anderen Rovermissionen ergänzt. Einige wurden zudem um ableitbare und als erwähnenswert betrachtete Unteranforderungen erweitert.

1. *Die Genauigkeit der SL darf nur eine geringe Abweichung im Verhältnis zur zurückgelegten Gesamtstrecke betragen.* Das MER Designziel sind max. 10% Abweichung bei einer Strecke ≤ 100 m (MBT⁺06), in (LXM⁺02) wird für eine Strecke ≤ 10 km eine maximale Abweichung von 0,1% gefordert, d.h. beides Mal sind ca. 10 m Abweichung zulässig. Diese Abweichung sollte auf max. 2 m reduziert werden, da in diesem Bereich die restlichen Lokalisierungsverfahren präzise und effizient genug arbeiten.
 - a) *Die SL soll mit einer hohen Zuverlässigkeit durchgeführt werden können, um die angestrebte Genauigkeit zu erreichen.*
 - b) *Eine ausreichende Häufigkeit erfolgreicher SLs während eines Kommandozyklus soll gewährleistet werden.* Eine SL min. alle 100 m wird empfohlen, da

⁹Ein Sol, d.h. ein Marstag entspricht bei den MER-Missionen einem Kommandierungszyklus. D.h. einmal pro Tag erhält der Rover eine Kommandoliste die er bis zum nächsten Zyklus autonom ausführen soll (MBT⁺06).

der von Li et al. (LDH⁺07) vorgeschlagene Bündelblockausgleich bis zu dieser Distanz zusätzlich anwendbar ist.

- i. *Die SL muss innerhalb eines zu definierenden Zeitrahmens ablaufen können.*
2. *Die SL soll während des Kommandozykluses, d.h. tagsüber, ausgeführt werden.*
3. *Die SL muss sich gut in den normalen Missionsablauf einbinden lassen*
 - a) *Die Durchführung der SL soll eine minimale Verwendung der Ressourcen in Form von Zeit, Rechenleistung und Energie benötigen.*
4. *Die SL muss sich mit weiteren, verwendeten Lokalisierungsmethoden kombinieren lassen*

2.3 Vorschlag für ein neues Verfahren zur Selbstlokalisierung

Das vorgeschlagene Verfahren ist in Abbildung 2.2 in einer Übersicht, anhand von reinen Bilddaten, dargestellt, diese wurden hier nur aufgrund der besseren Anschaulichkeit gewählt, da eigentlich die Verwendung von DTMs vorgesehen ist (s. Abschnitt 2.3.1). Wie aus den Anforderungen 1b hervorgeht, sollte das SL spätestens alle 100 m Anwendung finden, je nach Geländebeschaffenheit auch öfters.

Wie in Abbildung 2.2 (a) zu sehen ist, besteht der erste Schritt des Verfahrens darin, in beiden Ansichten die für die Lokalisierung geeigneten Sektionen aus dem jeweiligen Datensatz eines Areals auszuwählen. Inwiefern eine Sektion geeignet ist, hängt von den, für die folgenden Schritt (b) und (c), verwendeten Verfahren zur Beschreibung der Sektionen ab. Als Mindestanforderung kann aber festgelegt werden, dass die zu beschreibende Sektion eine ausreichende Größe besitzen muss, um in beiden Bildern gut¹⁰ beschreibbar zu sein. Ob nur, wie hier dargestellt, Sektionen an markanten Stellen, wie z.B. Erhebungen oder Kanten, ausgewählt werden oder die gesamte Ansicht gleichmäßig in Sektionen unterteilt wird, ist ebenfalls von dem für (b) und (c) gewählten Verfahren abhängig.

In Schritt (b) werden die ausgewählten Sektionen automatisch, anhand der Informationen in den Datensätzen, beschrieben. Diese Beschreibungen sollten, aufgrund der unbekannten Ausrichtung des Rovers und der Unterschiede in der Auflösung der zu vergleichenden Datensätze, möglichst eindeutig und invariant gegen Effekte wie Translation, Rotation oder Skalierung der Sektionen sein. Zudem sollte sie eine hohe Robustheit gegenüber

¹⁰Ab wann eine Sektion als gut beschreibbar gilt, hängt ebenfalls von den gewählten Verfahren ab.

den unterschiedlichen Auflösungen und Detailgraden der Darstellungen aufweisen, um die Chancen eines korrekten Matchings zu erhöhen. Als weitere Anforderung wird eine möglichst prägnante Beschreibung gefordert, die den Speicherverbrauch minimal hält.

Nun wird ein geeignetes Matchingverfahren angewendet, das zum Ziel hat, die korrespondierenden Sektionen in beiden Datensätzen zu ermitteln (Abbildung 2.2 (c)). Mittels der korrespondierenden Sektionen soll sich die Position des Rovers im Bezugssystem des Orbiterdatensatzes bestimmen lassen (Abbildung 2.2 (d), rote Markierung). Zur eigentlichen Bestimmung der Position muss der Roverdatensatz Informationen über den Abstand zu den in der Roveransicht gewählten Sektionen beinhalten, wie dies z.B. bei Abstandskarten aus Stereobildpaaren der Fall ist. Wird für die Orbiteransicht zudem ein georeferenzierter Datensatz verwendet, lässt sich auch eine Bestimmung der absoluten Position in einem planetaren Bezugssystem durchführen. Diese Grobpositionierung sollte durch weitere Schritte zu einer genaueren Lokalisierung erweitert werden. Mögliche Lösungen für diese Problematik sind nicht Teil dieser Arbeit und sollten in einer weiteren Arbeit untersucht werden.

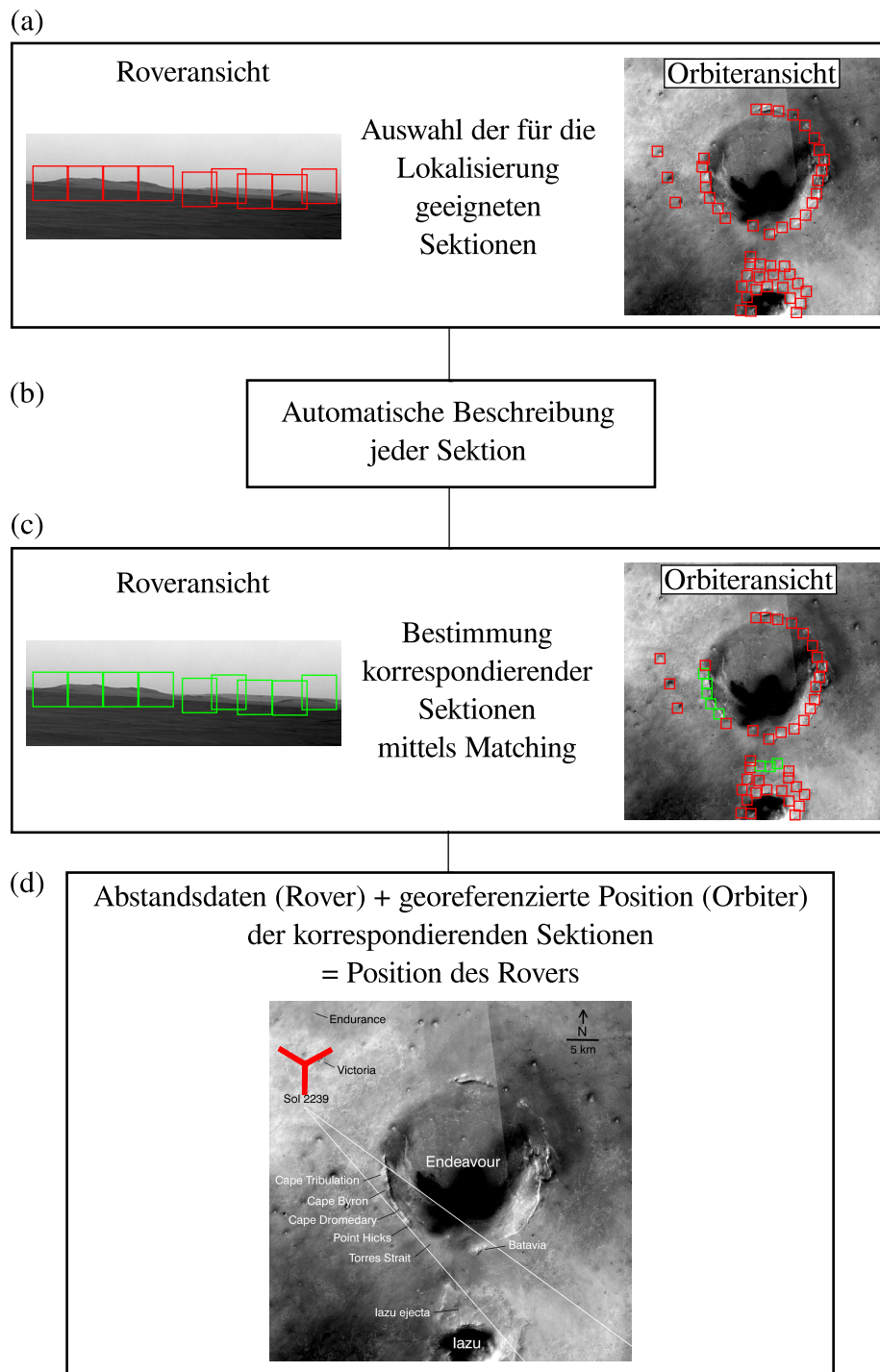


Abbildung 2.2: Überblick über die einzelnen Schritte eines neuen Verfahrens zur SL mit Hilfe von Bilddaten. Für die genauere Erläuterung s. Text in Abschnitt 2.3. Hintergrundbilder: (NJC10; NJM10)

2.3.1 Verfügbare Daten für die Selbstlokalisierung

Wie bereits aus den vorangegangenen Erklärungen ersichtlich ist, sollen bei diesem Verfahren keine reinen Bilddaten verwendet werden, sondern davon abgeleitete Produkte wie XYZ-Karten, Tiefenkarten und DTMs, der Tiefen- bzw. Positionsinformationen wegen.

Diese können aus Stereobildpaaren generiert werden. Hierfür werden nach einem Kalibrierungsprozess¹¹, die sich entsprechenden Bildpunkte ermittelt, und daraus die sogenannte Disparitätskarte erzeugt¹² (MIH⁺03). Unter Verwendung der geometrischen Anordnung der beiden Kameras und ihrer Sensorgeometrie, können aus den Disparitäten, mittels Triangulation, die kartesischen Koordinaten jedes abgebildeten Pixels im dreidimensionalen Raum errechnet werden - in SI-Längeneinheiten, z. B. Meter (s. Abbildung 2.3). Diese XYZ-Karten dienen als Grundlage für DTMs und Abstandskarten, in denen der Abstand jeden Pixels relativ zum Standpunkt abgebildet ist.

2.3.1.1 Rover

Alle modernen Rover werden mit einer Anzahl von Kamerasystemen ausgestattet, die neben Bildern für wissenschaftliche Zwecke auch Daten für die Navigation liefern. Auf den MER-Rover und auch auf ihren direkten Nachfolgern, dem MSL und ExoMars, finden sich folgende Stereokamerapaare (MIH⁺03):

Hazard Cam: Diese zwei, an der Vorder- und Rückseite, in der Nähe des Bodens angebrachten, Kamerapaare dienen der automatischen Gefahr- und Hinderniserkennung und sind bei den MER in einer Höhe von ca. 0,52 m über dem Boden angebracht. Sie sind meist mit einem Fischaugen-Objektiv ausgestattet, um ein großes Sichtfeld (engl. Field Of View, FOV) von 124°×124° zu erreichen.

Navigation Cam: Auf dem Kameramast (Höhe bei MER: 1,5 m) angebrachtes Kamera-paar zur Erzeugung eines 360°-Panoramas des umliegenden Terrains am Ende eines Tages, um dem Bodenkontrollteam die nötigen Informationen für die Pfadplanung des nächsten Tages zu liefern.

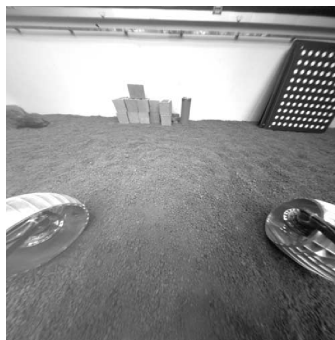
Panorama Cam: Ebenfalls auf dem schwenkbaren Kameramast angebracht, allerdings mit einer weiteren Basis zwischen den Kameras und einem geringeren FOV

¹¹Bei diesem werden zuerst Effekte aufgrund der Aufnahmesituation (Belichtung, Dunkelstrom etc. s. z.B. (MIH⁺03)) entfernt, daran anschließen die, aufgrund von Linseneffekten, auftretenden Bildverzerrungen und am Schluss werden die Bildebenen in derselben Ebene ausgerichtet (Stereorektifikation) (BK08, S. 415)

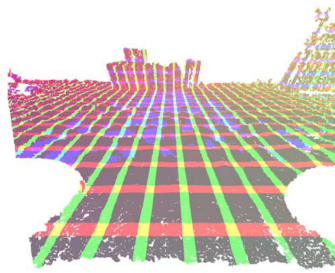
¹²Mit Disparität wird die Verschiebung korrespondierender Pixel zueinander in einem Stereobildpaar bezeichnet.

als die Navcams. Dieses Kamerapaar dient der Abbildung des geologischen Kontexts der Umgebung und besitzt dafür eine hohe Auflösung und mehrere Filter. Es wird bei den MER auch als Sonnensensor verwendet.

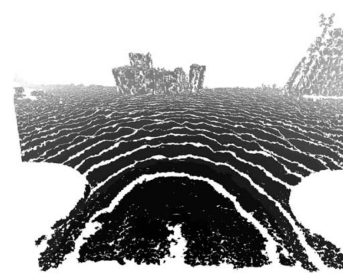
Aus den jeweiligen Bilderpaaren lassen sich prinzipiell Disparitätskarten, XYZ-Karten, Abstandskarten und DTMs erzeugen. Für die MER wird diese Prozessierungskette allerdings nur bis zu den Abstandskarten an Bord durchgeführt (s. Abbildung 2.3). Und dies auch nur zur unmittelbaren Gefahrenabwehrung, wie sie auch mit Abstandsmessern durchgeführt werden könnte. Dabei wird mit Bildern reduzierter Auflösung gearbeitet, wobei bei Spirit die Aufnahmen der Hazcam zum Einsatz kommen und bei Opportunity die Navcam-Aufnahmen verwendet werden (MLJ07). Als Resultat entsteht eine sogenannte Terrain Assessment Map, die die Befahrbarkeit des umgebenden Geländes darstellt und für die unmittelbare Wegplanung benötigt wird (MLJ07).



(a) Linearisiertes Hazcam-Bild in einer Testumgebung



(b) Aus dem Hazcam-Bild abgeleitete XYZ-Karte. Jeder Pixel repräsentiert die Position eines Bildpixels aus Abbildung 2.3a im \mathbb{R}^3 . Dies ist eine gestreckte Version der Karte, die grünen Linien stellen Pixel mit gleichem X-Wert dar, rot steht entsprechend für denselben Y-Wert und blau für gleiche Z-Werte. Der Abstand zwischen den Linien beträgt 0,15 m



(c) Aus der XYZ-Karte abgeleitete Abstandskarte. Die Abstände zwischen den weißen Konturlinien betragen 0,1 m.

Abbildung 2.3: Beispiel einer Hazcam-Ansicht eines MER mitsamt der daraus abgeleiteten XYZ- und Abstandskarte (MIH⁺03)

Der Datenaufbereitungsprozess der MER-Daten am Boden lässt auch eine nachträgliche Kombination der XYZ-Karten mit den Bilddaten zu. Dadurch ist es z.B. möglich, nicht nur die Position eines Bildpunktes im Raum zu bestimmen, sondern auch gleichzeitig seinen Intensitätswert und/oder noch andere Werte zu ermitteln (AD07), wodurch sich eine

mehrdimensionale Repräsentation der betrachteten Szene ergibt. Ob und wie mehr als drei Dimensionen für die SL verwendet werden können, wurde im Rahmen dieser Arbeit allerdings nicht behandelt, könnte aber eine vielversprechende Verbesserung darstellen.

Ein letzter Aspekt, der gerade für die Positionierung von Interesse ist, ist die Genauigkeit der Tiefeninformation der erzeugten Abstandsdaten. Da der Abstand umkehrt proportional zur Disparität ist, besteht eine nichtlineare Beziehung zwischen diesen beiden Größen (BK08, S. 417). Aus diesem Grund nimmt die Tiefenauflösung, d.h. die Genauigkeit, mit der Entfernung exponentiell ab, wodurch sich z.B. für die MER die in Abbildung 2.4 dargestellte Beziehung ergibt.

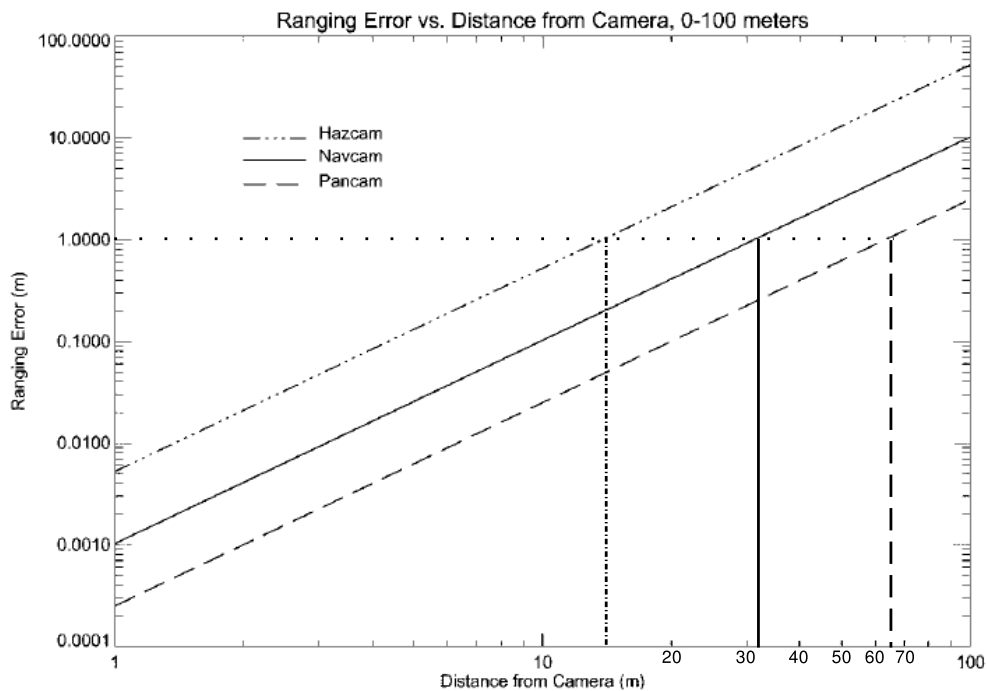


Abbildung 2.4: Proportionale Beziehung zwischen dem Fehler des Abstandswertes und der Distanz zum Standpunkt einer Abstandskarte der MER (modifizierte Abbildung aus (MIH⁺03)).

Wie zu sehen ist, hängt der Abstandsfehler nicht nur von der Entfernung zu einem Punkt ab, sondern auch von dem jeweiligen Kamerapaar. Je größer die Distanz zwischen den beiden Kameras, umso besser ist die Tiefenauflösung. Für die MER ergibt sich so, bei einem tolerierten Fehler von z.B. max. 1 m, ein Arbeitsbereich von bis zu ca. 63 m.

2.3.1.2 Orbiter

Obwohl bei Orbitermissionen DTMs auch mit Hilfe von Laser Altimetern oder Radarsystemen erzeugt werden, sind deren Bodenauflösungen im Vergleich zu den verwertbaren Sichtweiten der Rover zu niedrig (vgl. Abbildung 2.4). Daher werden auch hier nur DTMs, die aus Stereobildpaaren erzeugt wurden, betrachtet.

Für den Mars sind zur Zeit und auch in naher Zukunft die Daten der beiden Mars Orbiter *Mars Express* (ME) und *Mars Reconnaissance Orbiter* (MRO) von Interesse. Daten des MOLA Laser Altimethers der *Mars Global Surveyor* Mission werden darüber hinaus zur Erhöhung der vertikalen Genauigkeit und zur weiteren Kalibrierung der DTMs verwendet (LCH⁺09).

- Die High Resolution Stereo Camera (HRSC) des ME, besitzt eine Bodenauflösung von 9×12 m/Pixel, womit DTMs mit einer Auflösung von 10 bis 30 m Auflösung möglich sind (KJ09).
- Die HiRiSe-Kamera des MRO besitzt eine Bodenauflösung von ca. 0,25 bis 0,5 m/Pixel wodurch DTMs mit einer Auflösung von 1 bis 2 m Auflösung und einer Präzision in vertikaler Richtung im Bereiche einiger Dezimeter erzeugt werden können (Uni10).

Für den Mond wurden in den letzten Jahren zwar eine große Menge an Sonden¹³ gestartet, allerdings sind nur wenig der so erzeugten Datenprodukte für diese Arbeit von Interesse:

- Der Lunar Reconnaissance Orbiter erreicht mit der LROC Near Angle Camera eine Bodenauflösung von bis zu 0,5 m/Pixel und damit die Möglichkeit DTMs mit einem Punktabstand von min. 2 m zu erstellen (CBF⁺07).
- Die indische Sonde Chandrayyan-1 hatte die Terrain Mapping Camera an Bord, mit deren Hilfe DTMs mit einem Punktabstand im Bereich von 5-10m möglich sein sollen (KC05).

Bei der Erzeugung von DTMs aus Orbiterbildern dienen Aufnahmen aus zwei leicht versetzten Orbits als Grundlage. Da sich, im Gegensatz zu den Rovern, die geometrische Anordnung der Kameras bei jeder Paarung ändert, ist der Kalibrationsprozess deutlich aufwändiger.

¹³unter anderem Smart-1 (Europa), Kaguya (Japan), Change-1 (China), Lunar Reconnaissance Orbiter (USA), Chandrayyan-1 (Indien)

2.4 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die verschiedenen Navigationstechnik, die zur Zeit für die autonome Rovernavigation zur Verfügung stehen, nebst der Begrifflichkeiten kurz vorgestellt. Hieraus konnte ein Bedarf für ein SL-Verfahren ermittelt werden, um einem Rover zu ermöglichen, seine Position absolut zu bestimmen und so die bisher verwendeten Techniken zu ergänzen. Diese Ortung soll automatisch, regelmäßig und als Teil der normalen Navigation ablaufen, damit zukünftigen Rovern das autonome Zurücklegen von Strecken mit einer Länge einiger Kilometer ermöglicht werden kann. Die wichtigsten, funktionellen Anforderungen für ein solches Verfahren wurden aufgestellt und eine mögliche Variante präsentiert.

Diese basiert auf dem Matching von DTMs, welche aus einer Roveransicht und einer Orbiteransicht erstellt wurden. Aus diesem Matching der beiden DTMs, sollte sich die Position des Rovers berechnen lassen. Die dafür zur Verfügung stehenden Daten, wie XYZ-Karten, Abstandskarten und DTMs, wurden ebenfalls kurz präsentiert.

Der Vorteil der vorgestellten Methode ist, dass auf bereits bestehende Daten zurückgegriffen werden kann und diese Form der SL somit möglicherweise als Softwareerweiterung in ein Gesamtsystem eingebunden werden kann.

3 Matching mit Shape Contexts - Theorie und Anwendung für die Selbstlokalisierung

Das folgende Kapitel beinhaltet in einem ersten Teil eine kurze Einführung in die relevante Thematik des Matchings in der automatischen Bildanalyse. Dabei werden anhand des Matchings zweidimensionaler Bilder die notwendigen Begriffe und Konzepte erläutert, um daran anschließend für die Anwendung auf dreidimensionale Daten erweitert zu werden. Mit Hilfe der Ergebnisse vorheriger Forschungsarbeiten, aus dem Bereich des Matchings dreidimensionaler Objekte, wird zudem die Begründung für die Wahl des SCM, gegeben. Die Funktionsweise der Shape Contexts (SC) und ihre Anwendung auf das in Kapitel 2 vorgestellte Verfahren sollen ebenfalls erläutert werden.

3.1 Begriffe und Konzepte des Matchings in der automatischen Bildanalyse

Der Prozess des Matchings bezeichnet in der automatischen Bildanalyse ¹ das Auffinden von zwei oder mehr sich entsprechender Entitäten in verschiedenen Bildern, d.h. es dient demnach der Lösung des sogenannten Korrespondenzproblems (OA05). Unter dem Begriff Entität werden hier allgemein Bilder, Merkmale oder Pixel zusammengefasst, aber auch Objekte und ihre Repräsentationen im Bildraum.

Beispiele hierfür sind vielfältig, das bekannteste ist sicherlich die Stereoskopie in der zwei Bilder miteinander in Übereinstimmung gebracht werden, um so eine Tiefenwahrnehmung zu erreichen. Bei diesem, auch als Bildmatching bezeichneten, Verfahren soll über die Bestimmung der Ähnlichkeit von Pixeln, eine direkte Beziehung zwischen dem Suchbild²

¹D.h. automatisches, maschinenelles Verstehen von Bildern und deren Inhalten

²Es ist üblich das linke Bild eines Stereobildpaares als Suchbild zu bezeichnen .

B_1 und dem Referenzbild B_2 gefunden werden. Dies wird als die Abbildungsfunktion $T_{1,2}$ formuliert (s. Abbildung 3.1) (PRP01, S. 394).

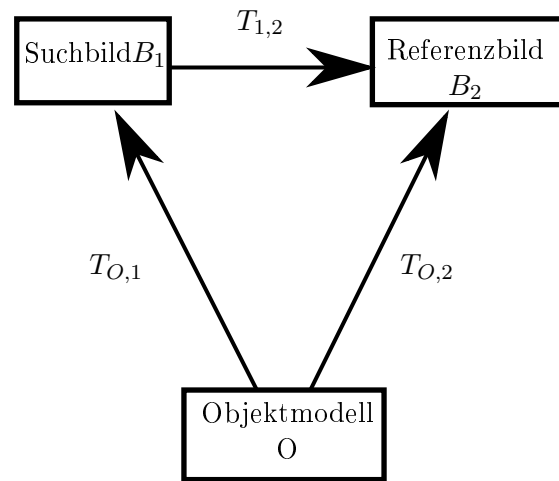


Abbildung 3.1: Prinzip des Bildmatchings und des Objektmachtings (nach (PRP01, S. 394))

Neben diesem Matching im Bildraum existiert zudem das Matching im Objektraum, bei dem durch das Herstellen einer Relation zwischen Bildmerkmalen und Objektmerkmalen, eine Korrespondenz zwischen einem, in mehreren Bildern abgebildeten, Objekt und seinem bereits bekannten Modell, ermittelt werden soll. Dies entspricht der Invertierung der perspektivischen Transformationen $T_{O,1}$ und $T_{O,2}$ in Abbildung 3.1 (PRP01, S. 394). Hierdurch ist zum Einen die Erkennung und Lokalisierung von Objekten möglich, und zum Anderen deren dreidimensionale Rekonstruktion aus einer Reihe von zweidimensionalen Bilddaten.

Generell kann angenommen werden, dass das Matching im Objektraum allgemeiner anwendbar und robuster ist, da es sich näher an der Realität³ orientiert. Mögliche Störungen, Verdeckungen oder Verzerrungen haben beim Matching auf einer höheren Abstraktionsebene, bei der die korrespondierenden Entitäten nicht durch ihre Pixelintensität beschrieben werden, weniger Auswirkung (PRP01, S. 393f). Allerdings wird dieser Vorteil mit einer höheren Komplexität und einer eventuell größeren Anzahl an zu bestimmenden Parametern erkauft. Zudem ist es nicht immer möglich für die Generierung eines Modells, eine allgemeine und eindeutige Beschreibung eines Objekts zu erstellen.

³D.h. entsprechend der sehr leistungsfähigen Objekterkennung des Menschen.

Im Gegensatz hierzu bietet das Bildmatching die Möglichkeit, Operationen von geringerer Komplexität zu verwenden und dadurch den Aufwand der einzelnen Berechnung zu minimieren. Allerdings sind einige Verfahren aus diesem Bereich anfälliger für Verdeckung und andere Störungen. Es wurden aber Verfahren entwickelt, um dieser Problematik zu begegnen, z.B. unter Verwendung der rechenintensiven Hough Transformation.

Aufgrund der zu erwartenden, eingeschränkten Rechenleistung planetarer Rover sowie der besseren Ausgereiftheit des Bildmatching, im Vergleich zum Objektmatching, wird in dieser Arbeit nur auf das Bildmatching näher eingegangen. Dieses lässt sich wiederum grob in die folgenden drei Bereiche unterteilen (PRP01, S. 394f):

Rasterbasiertes Matching Algorithmen aus diesem Bereich arbeiten mit Rasterbilddaten, d.h. es wird versucht, eine Abbildungsfunktion für das Matching von Bildausschnitten zu erstellen, indem die Intensitätswerte oder Funktionen derselben verglichen werden. Da diese Technik direkt auf Pixelbasis arbeitet, können sehr hohe Genauigkeiten erreicht werden, bei allerdings gleichzeitig hoher Sensibilität gegen Störungen, insbesondere Verdeckung.

Relationales Matching Diese Art des Matchings stützt sich auf Vergleiche der topologischen Eigenschaften von Merkmalen, die in Form von Nachbarschaftsgraphen beschrieben werden. Dadurch sind sie invariant gegenüber perspektivischen Transformationen, da die Topologie eine inherente Bildeigenschaft ist. Hierdurch stellt dies eine leistungsfähige Form des Matchings dar, die auch bei abstrakteren Problemstellungen hilfreich sein kann. Zu beachten ist hierbei jedoch die relativ hohe Komplexität der Berechnung, aufgrund von teilweise sehr komplizierten Suchbäumen.

Merkmalsbasiertes Matching Bei dieser Art des Matchings wird der Bildinhalt, mit Hilfe von Beschreibungen ausgewählter Objekte, abstrakt beschrieben. Als Objekte können z.B. einzelne Pixel, Kanten, Kreuzungspunkte oder andere, in ihrer direkten Umgebung einzigartige Bildpunkte dienen. Diese werden je nach Verfahren, anhand geeigneter Merkmale, z.B. durch den Mittelwert der Pixelintensitäten in ihrer Umgebung, beschrieben. Die Beschreibung eines Objekts wird durch Merkmalsvektoren⁴ repräsentiert, die den sogenannten Merkmalsraum⁵ bilden und sich mit Hilfe geeigneter Berechnungen leicht vergleichen lassen. Die für die Beschreibung verwendeten Algorithmen, sogenannte Deskriptoren, spielen bei diesem Prozess eine

⁴Dessen Komponenten durch die einzelnen Werte der beschriebenen Merkmale gegeben sind.

⁵Dessen Dimension wird von der Länge der Vektoren, d.h. der Anzahl der beschriebenen Merkmale, definiert.

entscheidende Rolle und sollten, je nach Anwendung, eine Reihe von Invarianzen gegen Störungen aufweisen (vgl. Abschnitt 3.2.2). Das Matching selbst untersucht die Merkmalsvektoren, anhand einer geeigneten Metrik, auf ihre Ähnlichkeit. Die einfachste Metrik, ist die Berechnung des euklidischen Abstands zweier Merkmalsvektoren im Merkmalsraum⁶. Durch die mehrdimensionale Beschreibung des Bildinhalts ist merkmalsbasiertes Matching oftmals flexibler in Bezug auf Störungen, Verdeckungen und andere Diskontinuitäten in der Darstellung, als das Rastermatching.

Für die Schritte (b) und (c) des in Abschnitt 2.3 vorgestellten Verfahrens, wird das merkmalsbasierte Matching, aufgrund des guten Kompromisses zwischen Flexibilität und Robustheit auf der einen Seite und nicht allzu hohen Anforderungen an die, bei planetaren Rovern begrenzte Rechenleistung auf der anderen Seite, ausgewählt.

Um die Auswahl einer geeigneten Matchingstrategie zu erlauben, soll das dem merkmalsbasierten Matching zugrundeliegende Vorgehen mit den folgenden drei Schritten erläutert werden:

1. Merkmalerkennung: Detektion geeigneter, herausragender Merkmale
2. Merkmalsbeschreibung der detektierten Merkmale und ihre Speicherung als Merkmalsvektor, mit dem Ziel eine Mehrdeutigkeit der Beschreibung zu vermeiden und gleichzeitig die Dimensionalität des Merkmalraums klein zu halten⁷, um ein effizientes Vergleichen zu ermöglichen.
3. Vergleichen der Suchvektoren mit den Referenzvektoren, um die bestmögliche Lösung des Korrespondenzproblems zu ermitteln.

Im folgenden Abschnitt sollen diese für zweidimensionale Bilddaten entwickelten Konzepte, für die Anwendung auf dreidimensionale Datensätze erweitert werden.

3.2 Merkmalsbasiertes Matching dreidimensionaler Formen

Im Zusammenhang des Matchings dreidimensionaler Formen repräsentieren Merkmale geometrische und topologische Eigenschaften einer Form (TV04). Für das merkmals-

⁶Für das eigentliche Matching wird oft auch vom Suchraum gesprochen, der in der Regel die gleiche Dimension wie der Merkmalsraum besitzt.

⁷Was durch die kleinstmögliche Menge an geeigneten Merkmalen erreicht werden kann. Interessanterweise trägt eine Beschränkung auf wenige Merkmale oft zur Vermeidung von Mehrdeutigkeiten bei, da weniger redundante Aussagen auftreten.

basierte Matching in diesem Bereich existieren vier Kategorien, die nach der Art der verwendeten Merkmale benannt werden können (TV04):

Globale Merkmale (engl. global features) charakterisieren die gesamte Form eines dreidimensionalen Objekts, z.B. durch das statistische Moment der Hülle, das Volumen oder das Volumen-zu-Oberfläche-Verhältnis. Da sie nur allgemeine Merkmale einer Form darstellen, bieten sie sich als Filter für das Treffen einer Vorauswahl von Objekten der gleichen Kategorie aus einer großen Datenbank an.

Verteilung globaler Merkmale (engl. global feature distribution) untersucht z.B. die Wahrscheinlichkeitsverteilung von Abständen zufällig auf einer Objektoberfläche ausgewählter Punkte. Diese Art der Objektbeschreibung ist ebenfalls gut zur Unterscheidung von Objekten in grobe Kategorien wie Auto, Flugzeug, Schiff geeignet, aber nicht zur Bestimmung eines Objekttyps (z.B. Mercedes, Porsche etc.)

Räumliche Karten (engl. spatial maps) verwenden Teile einer Form als Merkmale und bilden deren relative Positionen zueinander, in Form einer Karte, ab. Dieser Ansatz zeigt gute Ergebnisse, lässt aber das Matching von teilweise verdeckten Formen nicht zu.

Lokale Merkmale (engl. local features) beschreiben die Form einer Objektoberfläche in der Umgebung eines Punktes auf derselben. Dadurch erlauben sie, im Gegensatz zu den anderen drei Methoden, auch das partielle Matching, d.h. verdeckter Formen. Zudem kann aufgrund der Berücksichtigung lokaler Details auch eine feinere Unterscheidung ähnlicher Objekte vorgenommen werden.

Die letzten beiden Eigenschaften des Matching mit lokalen Merkmalen, lassen diese Vorgehensweise für die Bearbeitung der Schritte (b) und (c) des angestrebten Verfahrens am vielversprechendsten erscheinen und sollen daher im weiteren Verlauf dieser Arbeit verwendet werden.

3.2.1 Merkmalserkennung

Die Merkmalserkennung, auch Merkmalsextraktion, dient der Suche nach Teilen eines Datensatzes, die sich voraussichtlich gut mit Teilen eines korrespondierenden Datensatzes in Übereinstimmungen bringen lassen (Sze10, S. 208). Kommen dafür in der klassischen Bildanalyse zahlreiche, oftmals ausgefeilte Algorithmen zur Anwendung, um z.B. Kanten

oder Punkte mitsamt einer eindeutigen lokalen Umgebung zu erkennen⁸ (Sze10, S. 207), so werden bei dreidimensionalen Formen meist kugelförmige oder zylindrische Regionen um zufällig ausgewählte Punkte verwendet (Joh97; KPNK03; FHK⁺04; FS06). Hierbei ist allerdings auf eine möglichst gleichmäßige Verteilung der Punkte auf der Oberfläche zu achten. Aber auch die Auswahl aufgrund der Oberflächenkrümmung, Eindeutigkeit oder Ähnlichkeit mit anderen Merkmalen und Bereichen des Objekts ist möglich (FS06).

3.2.2 Merkmalsbeschreibung

Die Beschreibung mit Hilfe eines sogenannten Deskriptors⁹ ist der wichtigste Schritt des merkmalsbasierten Matchings, da ein erfolgreiches und fehlerfreies Matching korrespondierender Merkmale nur durch eine möglichst aussagekräftige und eindeutige Beschreibung sichergestellt werden kann. Im Allgemeinen wird hierfür die im vorangegangenen Schritt ausgewählte Region um einen Punkt auf der Objektoberfläche anhand bestimmter Eigenschaften beschrieben. Meist ist dies die Verteilung der benachbarten Punkte innerhalb der Region. Auch die für die Merkmalsextraktion berücksichtigten Eigenschaften einer Form können, je nach Deskriptor, für die Beschreibung verwendet werden. Eine ausführliche Übersicht, mitsamt Vergleichen möglicher dreidimensionaler Deskriptoren, wurde von (TV04) erstellt, weitere Information finden sich auch in (FS06).

Um ein erfolgreiches Matching zu ermöglichen, muss ein Deskriptor zumindest die folgenden allgemeinen Anforderungen erfüllen. Je nach Anwendung sollte diese Liste angepasst werden (TV04; KPNK03):

Hohe Beschreibungskraft , d.h. der Deskriptor muss eine möglichst aussagekräftige und vor allem eindeutige Beschreibung erbringen.

Hohe Unterscheidbarkeit der resultierenden Merkmalsvektoren, um ein zuverlässiges Matching, auch bei Verdeckung und anderen Störungen zu erreichen.

Prägnanz der Beschreibung, um möglichst kleine Merkmalsvektoren zu verwenden. Dadurch lassen sich die Speicheranforderungen minimieren und der Suchvorgang während des Matchings beschleunigen.

Robustheit der Beschreibung gegen Rauschen im Datensatz, kleine Abweichung und topologische Degenerierung.

⁸Bei gleichzeitigem Ausschluss des Hintergrundes, wenn möglich.

⁹Liegt als Datensatz eine Punktwolke vor, so ist auch von Punktdeskriptoren die Rede.

Invarianz gegen Transformationen, wie Rotation, Translation und Skalierung. Welche der Invarianzen benötigt wird, ist hier besonders von der Anwendung abhängig.

Normalisierbarkeit der Orientierung, Position und Skalierung im dreidimensionalen Raum, falls die benötigten Invarianzen durch den Deskriptor nicht gegeben sind.

Indizierbarkeit der Merkmalsvektoren ist von Vorteil, um das Matching zu beschleunigen.

3.2.3 Matching

Das eigentliche Matching versucht möglichst ähnliche Merkmalsvektoren einander zuzuordnen, der einfachste Ansatz hierfür ist die Bestimmung des euklidischen Abstands (bzw. l_2 -Distanz) zwischen den Vektoren. Je kleiner dieser Abstand ist, desto größer ist die Ähnlichkeit. Zum Vergleich eines Objektes kann nun z.B. die Summe der kleinsten ermittelten Vektorenabstände verwendet werden. Da in der Regel sehr viele Referenzvektoren mit dem Suchvektor verglichen werden müssen, kommt einer geeigneten Suchstrategie beim Matching eine besondere Bedeutung zu. Ansätze und Untersuchungen zu leistungsfähigen Matchingverfahren sind unter anderem in (FS06; GMGP05; TV04; FHK⁺04; KPNK03) beschrieben.

3.3 Matching dreidimensionaler Punktwolken

Drei sehr vielversprechende Punktdeskriptoren, Spin Images, normale SCs und Harmonic SCs, wurden im Rahmen einer Studie von (FHK⁺04), auf ihre Leistungsfähigkeit bei der Erkennung dreidimensionaler Objekte untersucht. Dabei konnten sich die normalen, dreidimensionalen SCs klar von den Spin Images und Harmonic SCs absetzen.

Aufgrund der Ergebnisse dieser Studie und der ebenfalls erfolgreichen Untersuchungen in (KPNK03), werden für das in Abschnitt 2.2 vorgestellte Verfahren zur Selbstlokalisierung planetarer Rover und der darin enthaltenen Teilaufgabe des Sektionenmatchings, die dreidimensionalen SCs verwendet. Für ein besseres Verständnis dieses Ansatzes, wird im Folgenden die Funktionsweise von SC, zuerst für zweidimensionale Daten und daran anschließend die Erweiterung auf den dreidimensionalen Fall, erläutert.

SCM gehört zur Klasse des prototypenbasierten Matchings, d.h. Kategorien werden durch ideale Beispiele, anstatt durch eine Auswahl formaler logischer Regeln beschrieben

(BMM06). Daraus ergibt sich die Stärke dieser Deskriptoren, da auch stärker abweichende Objekte einer Kategorie zugeordnet werden können und eine weiche Klassifizierung möglich ist.

Einige Anwendungen aus dem Bereich der Objekterkennung konnten bisher mittels SCM erfolgreich durchgeführt werden. Im Bereich der zweidimensionalen Datensätze zählen dazu die Handschriftenerkennung, die Erkennung von Silhouetten und auch das Entschlüsseln von CAPTCHAs (Completely Automated Public Turing test to Tell Computers and Humans Apart)¹⁰ (BMM06). Für das Matching von dreidimensionalen Datensätzen wurden in (FHK⁺04) Punktwolken von dreidimensionalen Automodellen, wie sie durch das Abtasten mit einem Laserscanner entstehen, in einer üblichen Straßenszene dargestellt. Trotz teilweise starker Verdeckung durch umgebende Bäume und Gebäude sowie Rauschen, konnten die Objekte mit einer geringen Fehlerrate erfolgreich erkannt werden. In (KPNK03) wurde die erfolgreiche Suche nach einem vorgegebenen dreidimensionalen Objekt im Internet und in großen Datenbank nachgewiesen. Dabei dienten dreidimensionale SC ebenfalls zur Beschreibung der Objekte.

Im Folgenden soll das Prinzip des SCM anhand von zweidimensionalen Daten erklärt werden. Darauf aufbauend wird die Erweiterung zu einer Methode für das Matching im Dreidimensionalen erläutert.

3.3.1 Matching mit Shape Contexts

SCs gehören zur Klasse der Punktdeskriptoren und wurden von Belongie et al. (BM00; BMP00; BMP01) für die Korrespondenzfindung und die gestaltbasierte Objekterkennung entwickelt. Sie zeichnen sich durch ihre Fähigkeit aus, ein Objekt aufgrund seiner Gestalt allgemein zu beschreiben, ohne auf spezielle Merkmale oder Landmarken des Objekts angewiesen zu sein. Darüber hinaus sind sie in ihrer allgemeinen Form invariant gegenüber Translation, Rotation sowie Skalierung und weisen eine hohe Robustheit gegen Verdeckung und Rauschen auf (BMM06). Kann die ursprünglich in (BM00) vorgestellte Methode ausschließlich auf zweidimensionales Bildmaterial angewendet werden, so demonstrierten (KPNK03) und (FHK⁺04) dreidimensionale SCs und ihre Anwendung auf Punktwolken im \mathbb{R}^3 , wobei die für die ursprünglichen SC bekannten Eigenschaften ebenfalls erfolgreich nachgewiesen wurden.

¹⁰CAPTCHAs bezeichnen zufällig ausgewählte Worte, die einem Nutzer stark verfremdet, z.B. verschwommen und mit einem Muster unterlegt, dargestellt werden. Durch das Erzwingen der Eingabe der verfremdeten Worte, soll ermöglicht werden, menschliche Anwendern von Softwareagenten zu unterscheiden. Dies wird zur Zeit oft bei Anmeldungen auf Internetseiten verwendet, um die automatisierte Erstellung von z.B. Nutzerkonten zu unterbinden.

3.3.2 Shape Context für den zweidimensionalen Fall

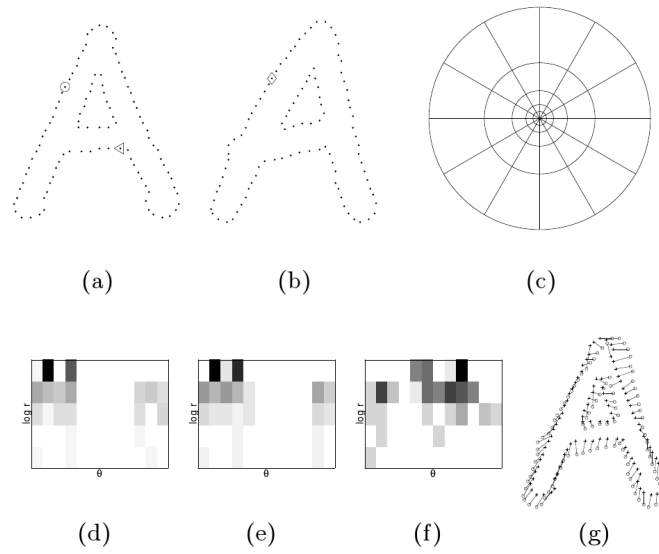


Abbildung 3.2: SC Berechnung für die Objekterkennung in zweidimensionalen Bilddaten. (a,b) Abgetastete Punkte der Kontur zweier Objekte. (c) Diagramm des log-polar Histogramms, wie es für die Berechnung der SCs verwendet wird. (d-f) Ausgewählte SCs für die Beispielbasispunkte, welche durch \circ , \diamond , \triangleleft in (a, b) repräsentiert werden. Die Histogramme stellen die Verteilung der Koordinaten der restlichen Punkte, relativ zu dem jeweiligen Basispunkt (BP), dar (dunkel = großer Wert). Hierbei ist gut die visuelle Ähnlichkeit der SCs für \circ und \diamond , welche für ähnliche Punkte auf den beiden Formen berechnet wurden, sichtbar. Ganz im Gegensatz zum stark abweichenden SC um \triangleleft . (g) Mittels bipartitem Matching bestimmte Korrespondenzen und ihre jeweiligen Matchingkosten, wie sie durch den χ^2 -Abstand zwischen Histogrammen definiert werden. Abbildung und Bildbeschreibung aus (BMM06) entnommen.

Die generelle Funktionsweise soll hier anhand des Beispiels in Abbildung 3.2 und basierend auf den Erkenntnissen aus (BMM06) für den zweidimensionalen Fall erläutert werden. Die Form zweier Objekte (a) und (b) wird jeweils durch eine finite Menge aus Punkten $\mathcal{P} = \{p_1, \dots, p_n\}, p_i \in \mathbb{R}^2$ bzw. $\mathcal{Q} = \{q_1, \dots, q_m\}, q_j \in \mathbb{R}^2$, bestehend aus einer ausreichend großen Anzahl n bzw. m Punkten auf ihrer Kontur, dargestellt. Die Punkte besitzen annähernd den gleichen Abstand zueinander, müssen aber nicht notwendigerweise mit Schlüsselpunkten, wie Wendepunkten, Maxima der Krümmung oder ähnlichem übereinstimmen.

Ziel ist es, für jeden Punkt p_i der Kontur (a) den am besten übereinstimmenden Punkt q_j der Kontur (b) zu bestimmen, was dem bereits angesprochenen Korrespondenzproblem

entspricht. Um dies zu erreichen, werden für jeden Punkt $p_i \in \mathcal{P}$ die $n - 1$ relativen Distanzen zu allen anderen Punkten auf der Kontur, d.h. in \mathcal{P} berechnet, ebenso wird für alle $q_j \in \mathcal{Q}$ und die $m - 1$ relativen Distanzen verfahren. Für die eigentliche Beschreibung der Form, wird die Verteilung dieser relativen Distanzen um jeden, dann als Basispunkt p_b bzw. q_b bezeichneten Punkt bestimmt. Die nächsten Schritte werden aus Gründen der Übersichtlichkeit nur für die BPs aus \mathcal{P} dargestellt, erfolgen aber für alle BPs in \mathcal{Q} analog.

Die Verteilung der Distanzen, und damit der $n - 1$ Punkte, relativ zu einem BP p_b wird mit Hilfe eines auf diesem zentrierten Histogramm h_b berechnet, welches die Verteilung der Koordinaten der übrigen $n - 1$ Punkte darstellt,

$$h_b(k) = \# \{q \neq p_b : (p_i - p_b) \in Zelle(k)\}. \quad (3.1)$$

Die Zellen des Kernels¹¹, der zur Berechnung von h_b verwendet wird, sind einheitlich im log-polar Raum verteilt, wodurch h_b die in Abbildung 3.2(c) gezeigte Form besitzt. Dies hat den Vorteil, dass der Deskriptor die Verteilung in der Nähe von p_b genauer abbildet als in größerer Entfernung. Dadurch lässt sich grob die Position von p_b auf einer Kontur bestimmen, während gleichzeitig eine Unterscheidung zwischen benachbarten BPs möglich ist.

Das so erzeugte Histogramm h_b wird als der SC um den BP p_b bezeichnet und kann für den zweidimensionalen Fall wie in Abbildung 3.2(d) bis (f) dargestellt werden. Die von dem Histogramm beschriebene Region wird im weiteren Verlauf, analog zu den Basispunkten, als Basisregion (BR) bezeichnet.

Die beispielhaften Basispunkte \circ, \diamond befinden sich auf den beiden Objekten in Abbildung 3.2 an beinahe derselben Position. Dies zeigt sich in der Ähnlichkeit der SCs (d) und (e), wohingegen der SC (f) für den BP \triangleleft , aufgrund seiner Position, eine abweichende Verteilung der relativen Koordinaten aufweist. Für den letzten gezeigten Schritt, Abbildung 3.2(g), wurde für jeden Punkt p_i der Kontur (a) der SC berechnet und sein entsprechender Gegenpart q_j auf der Kontur (b) mit Hilfe eines Matchingalgorithmuses ermittelt,

¹¹ Als Kernel wird in der Bildverarbeitung ein Operator bezeichnet, der für die Anwendung einer Funktion auf einzelne Pixel und ihre direkte Umgebung vorgesehen ist. Meistens handelt es sich um eine quadratische Matrix, die aufgrund ihrer Elemente eine bestimmte mathematische Funktion repräsentieren. Um ein Bild mit solch einer Funktion zu verarbeiten wird der Kernel im Normalfall, beginnend in der linken oberen Ecke, auf einem Pixel zentriert, das Ergebnis dieser Kombination berechnet und der Kernel auf den nächsten Pixel verschoben. Dieser Idee folgend wird der Operator, der die Punktverteilung in Form eines Histogramms um einen Basispunkt berechnet, in dieser Arbeit ebenfalls als Kernel bezeichnet.

indem für jede mögliche Paarung die Ähnlichkeit $C_{ij} = C(p_i, q_j)$, die im Allgemeinen als Matchingkosten bezeichnet werden, berechnet wurde.

C_{ij} lässt sich z.B. mit dem euklidischen Abstand $\|h_j - h_i\|_2$ zweier SCs bestimmen, oder wie in (BM00), aufgrund der statistischen Natur eines Histogramms vorgeschlagen, mit Hilfe der χ^2 -Teststatistik:

$$C_{ij} = C(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)}. \quad (3.2)$$

Die resultierende Kostenmatrix C_{ij} wird nun nach korrespondierenden Punktpaarungen durchsucht, d.h. Paarungen, welche die geringsten Kosten aufweisen. Gilt $n \neq m$, so kann eine quadratische Kostenmatrix durch das Hinzufügen von Blindelementen (dummy nodes) erreicht werden, die einen konstanten, sehr hohen Ähnlichkeitswert, bzw. Distanzwert, ϵ_g beinhalten. Dies führt dazu, dass ein Punkt immer dann als Blindelement erkannt wird, wenn die Matchingkosten ϵ_g überschritten werden, wodurch ϵ_g gleichzeitig die Funktion eines Grenzwerts für die Detektion von Ausreißern einnimmt.

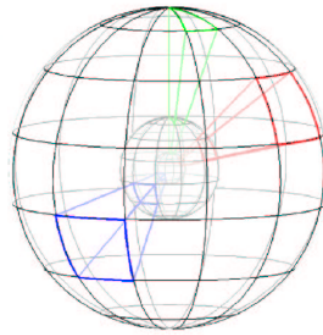


Abbildung 3.3: Dreidimensionaler Kernel für die SC Berechnung. Abbildung entnommen aus (FHK⁺04).

3.3.3 Shape Context für dreidimensionale Punktwolken

Die SCs für zweidimensionale Daten wurden von Frome et al. (FHK⁺04) für eine Anwendung auf dreidimensionale Punktwolken, wie sie z.B. bei Messungen mit Laseraltimetern erzeugt werden, weiterentwickelt. Die hier gegebene Erklärung dieser dreidimensionalen SCs basiert daher direkt auf Frome et al. (FHK⁺04) und soll der Vollständigkeit halber wiedergegeben werden. Wie in Frome et al. vorschlagen, wird für Punktwolken im \mathbb{R}^3

der in Abbildung 3.3 dargestellte kugelförmige Kernel zur Berechnung des kugelförmigen Histogramms verwendet.

Dieser wird auf dem BP p_b zentriert und anhand seiner Polarachse, mit dem Nordpol in Richtung der Oberflächennormalen \vec{n} , durch den BP p_b ausgerichtet. Die Unterteilung in radialer Richtung erfolgt logarithmisch in $D + 1$ Zellen mit den Radien $r(d) = \{r_0, \dots, r_D\}$, in azimuthaler Richtung werden $F + 1$ Unterteilungen mit den Winkeln $\varphi(f) = \{\varphi_0, \dots, \varphi_F\}$ verwendet, ebenso in Elevationsrichtung mit $G + 1$ gleich großen Abstände und den Winkeln $\theta(g) = \{\theta_0, \dots, \theta_G\}$.

Die Berechnung der $D + 1$ radialen Begrenzungen $r(d)$ erfolgt durch

$$r(d) = \exp \left\{ \ln(r_{min}) + \frac{d}{D} \ln \left(\frac{r_{max}}{r_{min}} \right) \right\} \quad (3.3)$$

Da die Zellen in der Nähe des Zentrums in allen drei Dimensionen kleiner werden, wird ein Minimalabstand r_{min} zum BP verwendet, um eine zu hohe Sensitivität auf geringe Veränderungen in der Nähe des Basispunktes zu verhindern, der Maximalabstand r_{max} entspricht $r(D) = r_D$.

Im Gegensatz zu zweidimensionalen SCs werden nicht alle abgetasteten Punkte als Basispunkte verwendet, da die Anzahl der Punkte, die zur Beschreibung der Oberfläche eines dreidimensionalen Objekts nötig sind, sehr viel größer ist. Es wird stattdessen eine gleichmäßige Verteilung der Basispunkte auf der Oberfläche angestrebt.

3.3.4 Invarianz und Robustheit von Shape Contexts

Die wichtigsten der in Abschnitt 3.2.2 geforderten Invarianzen können laut Belongie(BMM06) von SCs erfüllt werden.

- Die Invarianz gegen Translation ist intrinsisch, da die Verteilung der Punkte immer relativ zu einem Basispunkt (BP) auf der Form bestimmt wird. Die gemessenen Abstände sind somit Teil des Objekts und werden von einer Translation nicht beeinflusst.
- Die Skalierungsinvarianz kann bei zweidimensionalen SCs durch Normalisierung der radialen Distanzen zwischen den n^2 möglichen Punktpaarungen mit der mittleren Distanz α erreicht werden.
- Invarianz gegen Rotation wird durch die Verwendung eines relativ zur Umgebung des BP ausgerichteten Koordinatensystems erreicht. Für den zweidimensionalen

Fall bedeutet dies, dass die x-Achse des Histogramms in Richtung des Tangentenvektors des BPs ausgerichtet wird. Da das Bezugssystem mit dem Tangentwinkel rotiert, ist eine komplette Rotationsinvarianz erreicht. Allerdings muss beachtet werden, dass einige lokale Erscheinungen ihre Aussagekraft verlieren, wenn sie nicht im gleichen Koordinatensystem gemessen werden.

- Die nur experimentell nachgewiesene Robustheit gegenüber kleineren, nichtlinearen Transformationen, Verdeckung und dem Vorkommen von Ausreißern, können bislang noch nicht umfassend erklärt werden (BMP02).
- SCs sind sogenannte umfassende lokale Deskriptoren (rich local descriptor), was ebenfalls ein Grund für ihre Robustheit ist. Laut (JM92) ist der Grund hierfür, dass bei dieser Art von Deskriptor die Mehrdeutigkeit einer Beschreibung, aufgrund der Einbeziehung seiner Umgebung, vermindert wird.

Für dreidimensionale SCs ergeben sich nach (FHK⁺04) prinzipiell die gleichen Eigenschaften. Durch die Ausrichtung des Histogramms an der Oberflächennormale sind sie bereits invariant gegen Translationen in alle Richtungen und gegen Rotation in Richtung der Elevation θ . Die Rotation in azimuthaler Richtung ist der einzig verbleibende Freiheitsgrad und kann durch eine Drehung des initialen SCs um seinen Nordpol entfernt werden. Für diese Rotation wird eine beliebige Richtung als Ausgangswert φ_0 gewählt und der SC F -mal rotiert, so dass jede der φ_F azimuthalen Begrenzungen einmal entlang der 0°-Achse ausgerichtet ist.

Die Invarianz gegen Skalierung wird bei (FHK⁺04) nicht explizit erwähnt, es wird allerdings angenommen, dass sie sich ebenfalls wie, bereits erwähnt, durch eine Normalisierung mit der mittleren radialen Distanzen zwischen den berücksichtigten Punkten erreichen lässt.

Im Gegensatz zur ungewichteten Zählweise bei zweidimensionalen SCs muss bei dreidimensionalen SCs nach (FHK⁺04) ein Gewichtungsfaktor $w(p_i)$ auf jeden gezählten Wert angewendet werden. Dieser berechnet sich für einen Punkt p_i , der der Zelle (d, f, g) zugeordnet wird, durch

$$w(p_i) = \frac{1}{\rho_i \sqrt[3]{V(d, f, g)}} \quad (3.4)$$

Dabei steht ρ_i für die Dichte der benachbarten Punkte innerhalb eines Radius δ um p_i , wodurch Variationen in der Abtastung, aufgrund von Oberflächenkrümmungen, kompensiert werden sollen. Die Normalisierung mit dem Volumen $V(d, f, g)$ der Histogrammzelle

sorgt für eine Kompensierung der großen Variation der Zellengrößen im \mathbb{R}^3 , die Verwendung der Wurzel des Volumens gewährleistet eine möglichst eindeutige Beschreibung durch den SC bei gleichzeitig guter Robustheit gegenüber Rauschen.

3.4 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die zum Verständnis der weiteren Arbeit notwendigen Begriffe und Konzepte aus dem Bereich des Bildmatchings und des Matchings von dreidimensionalen Formen eingeführt. Basierend auf einer Literaturrecherche, wurde das Shape Context Matching als das für die vorliegende Aufgabe am passendste Verfahren ermittelt und wird daher weiteren Verlauf für das Matching zur SL verwendet.

4 Implementierung des automatischen Shape Context Matchings

Das in Abschnitt 2.3 vorgestellte Verfahren des SCM für dreidimensionale Punktwolken wird im folgenden Kapitel, anhand der für diese Arbeit vorgenommenen Implementierung, detailliert erläutert. Dafür werden die theoretischen Hintergründe der einzelnen Berechnungsschritte, soweit es für das Verständnis notwendig ist, vorgestellt und erklärt. Für das Verständnis der Umsetzung der beschriebenen Lösungen, in Form von Programmcode, sollte allerdings der, dieser Arbeit beigelegte, kommentierte Quellcode herangezogen werden.

Die Implementierung besteht im Wesentlichen aus zwei Teilen:

1. Shape Context Generierung (SCG) zur Beschreibung einzelner Sektionen aus dem Datensatz (Abschnitt 4.2);
2. Das Matching der SCs und damit das erfolgreiche Erkennen von Sektionen (Abschnitt 4.3).

Die Namenskonvention für die verarbeiteten Teile eines Datensatzes ist : Als Areal wird der gesamte Datensatz bezeichnet, aus dem einzelne Sektionen extrahiert werden, die nochmals in BRs unterteilt sind. Die BRs werden auf den BPs zentriert und mittels einer, als SC bezeichneten Menge aus Histogrammen beschrieben.

Alle während des Programmablaufs berechneten Zwischen- und Endergebnisse werden gespeichert, um eine vollständige Transparenz der Ergebnisse und eine spätere Auswertung zu ermöglichen. Dies geschieht auch wegen der erwartungsgemäß großen zu verarbeitenden Eingangsdatenmenge¹, die eine Zwischenspeicherung aus Gründen der begrenzten Größe des Hauptspeichers nötig machen.

Für die programmiertechnische Umsetzung des hier beschriebenen Verfahrens wurde die Programmiersprache *Python* (Pyt10) verwendet, wobei die numerischen Berechnungen

¹DTMs aus Orbiterbilddaten können einige GB groß sein

hauptsächlich mit dem Paket *numpy* (Num09) erfolgten. Weitere, für einzelne Berechnungen verwendete, Pakete sind die *Python Image Library* (Sec10), das *Python Computer Graphics Kit* (Baa09) und *SciPy* (Sci10). Die Visualisierungen der Berechnungen erfolgte mittels *matplotlib* (HDD08), *Gnuplot* (WK09) via *gnuplot.py* (Hag10) sowie in einzelnen Fällen mit *Mayvi2* (Ent08). Die Datenspeicherung basiert auf der Klasse *NumpyDB* aus dem Paket *scitools* von H.P. Langtangen (Lan08). Bei der Implementierung ist darauf geachtet worden, dass jedes dieser Pakete unter einer Open Source Lizenz verfügbar ist, um eine möglichst uneingeschränkte Verwendung des erstellten Programms, zumindest im nichtkommerziellen, wissenschaftlichen Betrieb, zu gewährleisten. Das für diese Arbeit erstellte Programm selber ist damit ebenfalls Open Source.

Auf Wunsch des DLRs wurde der Programmcode und dessen Kommentierung in englischer Sprache verfasst, die dabei verwendeten Variablennamen werden in dieser Arbeit aus Gründen der Konsistenz nicht ins Deutsche übersetzt.

4.1 Verwendbare Eingangsdaten

Auch wenn als Eingangsdaten neben XYZ-Punktwolken prinzipiell Disparitäts- bzw. Tiefenkarten möglich sind, wurde für diese erste Implementierung das gesamte Verfahren nur auf Verarbeitung von Punktwolken ausgerichtet. Die in Kapitel 5 vorgestellten Ergebnisse und die in diesem Abschnitt gezeigten Visualisierungen der Zwischenschritte sind bisher nur durch die Verarbeitung von Punktwolken möglich und getestet. Diese können entweder als binäre Datei vorliegen² oder direkt vorverarbeitet als Liste aller Koordinaten, wobei diese jeweils als Vektor der Form (x,y,z) vorliegen sollten.

4.2 Implementierung der Shape Context Generierung

Die grundlegenden, implementierten Schritte der SCG sind in Abbildung 4.1 in ihrer Gesamtheit als Blockschaltbild dargestellt. Die auf der rechten Seite angeordneten Blöcke (gelb und grün) stehen für die einzelnen Funktionen der eigentlichen SCG, die hellblauen Blöcke repräsentieren die optional verwendbaren Visualisierungsmodule für die einzelnen Berechnungsschritte, während die dunkelblauen Blöcke für die Berechnung des zur Histogrammerstellung benötigten Kernels stehen. Weiße Blöcke bezeichnen allgemeine Funktionen, wie z.B. das Abspeichern der Ergebnisse.

²Je nach Dateiformat muss dafür allerdings die Einleseroutine angepasst werden.

In einem ersten, in Abbildung 4.1 nicht dargestellten, Schritt müssen die für die SCG benötigten Parameter festgelegt werden. Deren Bezeichnungen im Programmcode und ihre Bedeutung sind in Tabelle 4.1 erläutert. Mögliche Werte finden sich im nächsten Kapitel in Tabelle 5.1.

Parameterbezeichnung im Quellcode	Bedeutung
sectionlist	Enthält die x- und y-Koordinaten der Eckpositionen aller extrahierten Sektionen
nRoversections	Anzahl der Sektionen im Roverdatensatz, die im Orbiterdatensatz wiedergefunden werden sollen
nPoints	Anzahl der BPs, um die herum die SCs generiert werden
rMin	Minimaler Radius des Kernels
rMax	Maximaler Radius des Kernels
nRadius	Anzahl der Unterteilungen des Histogramms in radialer Richtung, inkl. der äußersten Begrenzung
nAzimuth	Anzahl der Unterteilungen des Histogramms in azimuthaler Richtung, wobei die unterste und die oberste Begrenzung wieder zusammenfallen
nInclination	Anzahl der Unterteilungen des Histogramms in Elevationsrichtung, inkl. der letzten Begrenzung
delta	Radius, innerhalb dessen benachbarte Punkte für die Berechnung der Punktdichte um einen Punkt berechnet werden
normal_distance	Abstand zwischen BP und der Region, dessen Punkte für die Berechnung der Oberflächennormale durch den BP verwendet werden (oder Kantelänge der Normalen-Region/2)

Tabelle 4.1: Parameter für das SCM, ihre Bezeichnung im Quellcode und ihre Bedeutung

Vor der Bearbeitung der zu beschreibenden Sektionen wird der Kernel, der für die Erstellung der SCs nötig ist, bestimmt. Dafür werden aus den angegebenen Parametern die Histogrammgrenzen bestimmt und die für die Gewichtung benötigten Volumina der kugelelementförmigen Histogrammzellen berechnet (s. Abschnitt 4.2.1). Die für die Gewichtung benötigte Punktdichte ρ_i für jeden Punkt p_i wird während der weiteren SCG bestimmt (s. Punkt 2(f)ii in der folgenden Liste). Im Anschluss daran werden für jede der definierten Sektionen die entsprechenden Datenpunkte aus dem Datensatz extrahiert und wie folgt weiterverarbeitet:

1. Für jede Sektion: Definition der zufällig ausgewählten Position der BPs. Für Versuche unter kontrollierten Bedingungen ist dies auch von Hand möglich.
2. Für jeden BP:
 - a) Extraktion der BR um den BP.
 - b) Die Abstände aller Punkte der BRs relativ zum BP werden berechnet, was einer Zentrierung der BR auf dem BP entspricht.
 - c) Berechnung der Normalen \vec{n} der Tangentialebene am BP.
 - d) Mit Hilfe von \vec{n} und dem Einheitsvektor in z-Richtung \vec{e}_z wird die Rotationsmatrix R bestimmt, mit deren Hilfe die BR an der Polachse des Kernels ausgerichtet werden kann.
 - e) Rotation der BR mit Hilfe von R um den Vektor $\vec{n} \times \vec{n}_{rot}$. Dies entspricht der Ausrichtung des Normalenvektor der BR an der Polachse des Kernels, d.h. \vec{n} wird so gedreht, dass er kollinear zur Achse durch die Pole des Kernels ist.
 - f) Für jeden Punkt in der BR
 - i. Umrechnung der rotierten kartesischen Koordinaten jedes Punktes der BR in Kugelkoordinaten, um eine Zählung mit dem kugelförmigen Kernel zu ermöglichen.
 - ii. Bestimmung der Anzahl der benachbarten Punkte, d.h. der Punktdichte innerhalb des Radius δ , um jeden Punkt.
 - g) Anwendung des zuvor bestimmten, kugelförmigen log-polar Kernels auf die rotierte BR zur Berechnung der Histogramme, die den SC der BR bilden.
 - h) Um die Rotationsinvarianz des SC zu erreichen, wird dieser um F Kopien des in azimuthaler Richtung rotierten initialen Histogramms erweitert, so dass jede azimuthale Zellengrenze einmal am Achsenabschnitt 0° positioniert ist.

Legende:

Basisregion
vorverarbeiten

Shape Context
Generierung

Visualisierung

Allgemeine Funktion

Daten auf Festplatte
schreiben

Daten weiterleiten, bleibt
im Hauptspeicher

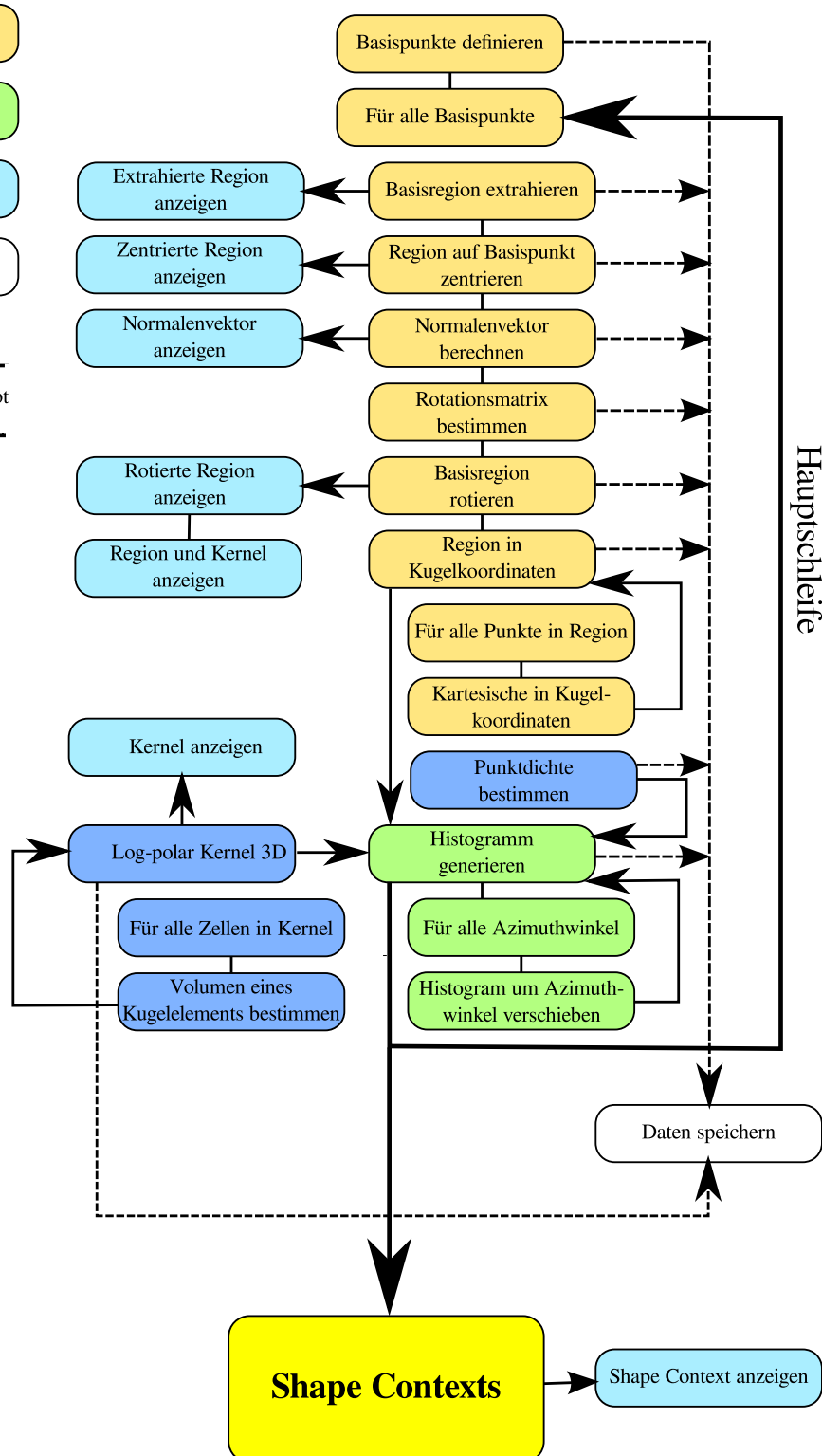


Abbildung 4.1: Blockdiagramm der Shape Context Generierung (SCG)

4.2.1 Kernelberechnung

In Abbildung 4.2 ist ein vollständiger, dreidimensionaler Kernel mit drei Unterteilungen in radialer Richtung und 10 Unterteilungen in den übrigen Richtungen dargestellt. Die logarithmischen Abstände der radialen Begrenzungen werden unter Verwendung von $rMin$ und $rMax$ mit Hilfe von Gleichung 3.3 berechnet, die Winkelwerte³ der Unterteilungen in Richtung des Azimut und der Elevation werden durch $\varphi(f) = \frac{f2\pi}{F}$ mit $f = 0 \dots F$ und $\varphi(f) = 0 \dots 2\pi$ bzw. $\theta(g) = \frac{g\pi}{G}$ mit $g = 0 \dots G$ und $\theta(g) = 0 \dots \pi$ bestimmt. Die Zählweise der Winkelwerte folgt der in Abschnitt 4.2.5 festgelegten Konvention für Kugelkoordinaten.

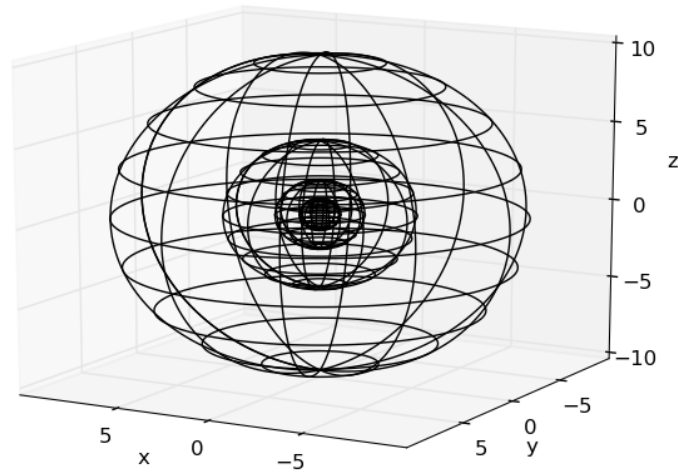


Abbildung 4.2: Ein kugelförmiger Kernel mit 3 Unterteilungen in radialer Richtung (logarithmische Abstände) und 10 in den weiteren Richtungen, aber ohne Darstellung der radial verlaufenden Begrenzungslinien. Die kleinste Kugel in der Mitte repräsentiert die unterste Grenze $rMin$, oberhalb dieser und unterhalb der äußersten Begrenzung, mit Abstand $rMax$, wird die Punktverteilung ermittelt.

Wie in Abschnitt 3.3.3 erläutert, ist jeder SC eine Menge aus Histogrammen, deren Gewichtung nach Gleichung 3.4 mittels der Punktdichte ρ_i um jeden berücksichtigten

³in rad gemessen

Punkt p_i und dem Volumen $V(d, f, g)$ der jeweiligen Zelle erfolgt. Die Bestimmung der Punktdichte um einen Punkt p_i erfolgt durch Ermittlung der Anzahl der Punkte p_j für die gilt $p_j \neq p_i$ und $\|p_j - p_i\| < \delta$. Wie in Abbildung 4.1 zu sehen, wird dieser Schritt aus Effizienzgründen erst nach der Überführung der BR in Kugelkoordinaten vollzogen, da sich dadurch die Berechnung auf die Auswahl aller Punkte mit einem Radialabstand innerhalb des Intervalls $(0, \delta]$ reduziert.

Die Volumina der Zellen werden mittels Integration über die Zellengrenzen (MW02, Abschnitt F2) ermittelt:

$$V(d, f, g) = \int_{\theta}^{\theta(g+1)} \int_{\varphi(f)}^{\varphi(f+1)} \int_{r(d)}^{r(d+1)} r^2 \sin \theta dr d\varphi d\theta \quad (4.1)$$

4.2.2 Basisregionen extrahieren und zentrieren

Die Auswahl der BPs kann entweder per Hand vorgegeben werden, z.B. um das genaue Verhalten an bestimmten Stellen zu untersuchen, oder sie wird mittels einer Zufallsverteilung getroffen, wie es für den Anwendungsfall vorgesehen ist. In der aktuellen Implementierung wird eine gleichmäßige Verteilung innerhalb der Sektionsgrenzen angestrebt.

Jedem BP werden alle benachbarten Punkte zugeordnet, die nicht weiter als r_{max} , dem äußersten Kernelradius, entfernt sind und somit die BR bilden (s. Abbildung 4.4). Die Grenzen der würfelförmigen BRs sind in Abbildung 4.3 als rote Boxen dargestellt. Für den Fall, dass sich Teile einer BR außerhalb der Sektion befinden, wird nur die Schnittmenge der Punkte, die sich gleichzeitig innerhalb der BR und der Sektion befinden, für die SCG verwendet, damit ausschließlich Sektion beschrieben wird.

Für die weitere Verarbeitung der BR zu einem SC, werden die euklidischen Distanzen $\|\cdot\|$ aller Punkte in der BR relativ zum BP bestimmt und dieser Datensatz, als zentrierte BR gespeichert. Basierend auf der zentrierten BR kann nun die für die Kernelpositionierung wichtige (vgl. Abschnitt 3.3.4) Oberflächennormale im BP berechnet werden.

4.2.3 Oberflächennormale im Basispunkt berechnen

Die Berechnung der Normalen durch den BP erfolgt lokal, mittels der Methode der kleinsten Quadrate (Local Least Square Fitting) wie es in (MN03) für verauschte Punktwolken beschrieben wird. Die Grundidee der Methode ist, eine Ebene zu finden, so dass die Summe der Abstände zwischen dieser und allen berücksichtigten Punkte p_i minimal werden.

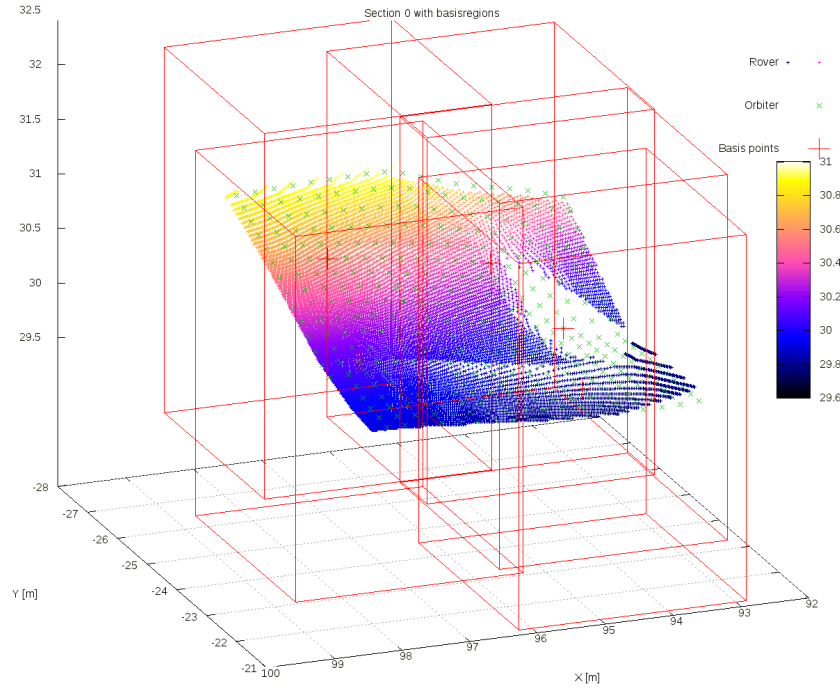


Abbildung 4.3: Sektion mit Datenpunkten aus zwei verschiedenen Datensätzen (farbig und grün) mit einer Auswahl an fünf BPs und ihren BRs (rot). Die eigentlich würfelförmigen BRs erscheinen hier aufgrund der Perspektive rechteckig. Es ist zu beachten, dass Teile einiger BRs ausserhalb der Sektionsgrenzen liegen, allerdings nur Punkte innerhalb der Region gezählt werden.

Eine Ebene im \mathbb{R}^3 kann mittels Koordinatendarstellung definiert werden als $\vec{n} \cdot \vec{x} = d$, wobei \vec{n} den Normalenvektor der Ebene bezeichnet, \vec{x} die Koordinaten eines Punktes auf der Ebene und d den Abstand zum Ursprung (MW02, S. 147). Damit folgt für den Abstand d_i eines Punktes p_i zu einer Ebene $d_i = \vec{n} \cdot \vec{p}_i - d$ unter der Bedingung, dass $|\vec{n}| = 1$ und $d \geq 0$ (MW02, S. 150). Dies lässt sich auch als Funktion $f(\vec{n}, d) = \frac{1}{2k} \sum_{i=1}^k (\vec{n} \cdot \vec{p}_i - d)^2 = \frac{1}{2} \vec{n}^T \left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \vec{p}_i \vec{p}_i^T \right) \vec{n} - d \vec{p}^T \vec{n} + \frac{1}{2} d^2$ mit $\vec{p} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i$ (MN03) ausdrücken. Das kleinste Summenquadrat des Abstands für alle Punkte der Region entspricht dem Minimum der Funktion $f(\vec{n}, d)$ mit der Bedingung $\vec{n}^T \vec{n} = 1$. Dieses kann mittels der jeweiligen partiellen Ableitungen bestimmt werden und lässt sich umformen zu $f(\vec{n}, d) = \frac{\lambda}{2}$, mit λ_L als Lagrange-Multiplikator. Daraus folgt, dass $\lambda_L = \lambda$ ein Eigenvektor der Matrix M

$$M = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T$$

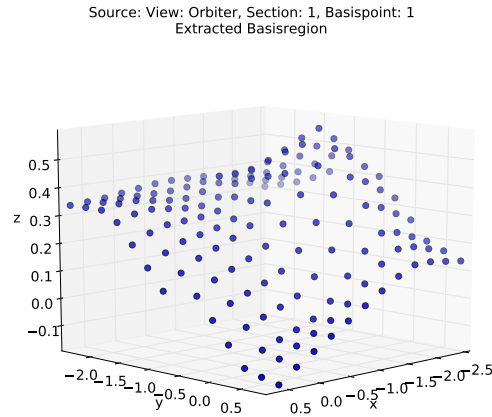


Abbildung 4.4: Beispiel einer extrahierten BR. Diese Ansicht ist in z-Richtung überhöht dargestellt um die Beschaffenheit der Region deutlicher darzustellen.

ist, mit \vec{n} als zugehörigem Eigenvektor (MN03). Das Minimum von $f(\vec{n}, d)$ erhält man durch Einsetzen des kleinsten Eigenwertes λ_{min} von M , wobei der zu λ_{min} gehörende Eigenvektor dem gesuchten, normierten Normalenvektor \vec{n} entspricht. Die Berechnung der Normalen sollte in einer nicht zu großen Region stattfinden, damit eine hinreichende Genauigkeit gewährleistet werden kann.

4.2.4 Basisregion an Polachse des Kernels ausrichten

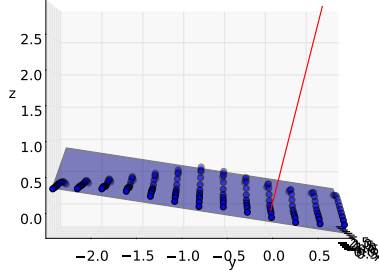
Um eine Ausrichtung des Kernels entsprechend der Oberflächennormalen der Region zu erreichen, werden die Koordinaten der Punkte in der zentrierten BR mit Hilfe einer Rotationsmatrix in das Kernelkoordinatensystem transformiert⁴. Da der Ursprung des basispunktzentrierten Koordinatensystems mit dem des Kernelkoordinatensystems übereinstimmt, kann dies mit Hilfe einer linearen Transformation der Form

$$\vec{x'} = R\vec{x},$$

wie in Abbildung 4.5 gezeigt, erfolgen. Hierbei bezeichnet $\vec{x'}$ die Koordinaten eines Punktes im neuen Koordinatensystem, \vec{x} die Koordinaten im alten System und R die entsprechende Rotationsmatrix.

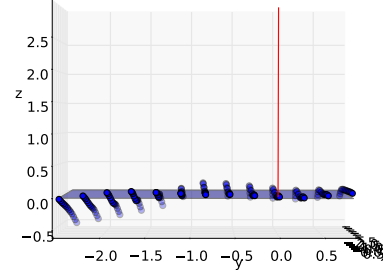
⁴Die Rotation der BR in das Kernelkoordinatensystem wurde nur aus Gründen der Anschaulichkeit gewählt. Eigentlich sollte der Kernel in das Koordinatensystem der BR transformiert werden.

Source: View: Orbiter, Section: 1, Basispoint: 1
Centered Basisregion with normal and plane through Basispoint 1



(a) Zentrierte BR mit Oberflächennormalen und Tangentialebene durch den Basispunkt bei (0,0,0).

Source: View: Orbiter, Section: 1, Basispoint: 1
Rotated Basisregion with normal and plane through Basispoint 1



(b) Rotierte BR mit der neu berechneten Normalen und der Tangentialeben durch den Basispunkt bei (0,0,0).

Abbildung 4.5: Eine zentrierte BR vor und nach der Rotation in das Kernelkoordinatensystem um den Vektor $\vec{n} \times \vec{e}_z^{Kernel}$ aus jeweils der gleichen Perspektive auf die yz-Ebene. Die Normale der zuvor im Raum gedrehte Ebene ist wie erwartet nach der Rotation senkrecht in Richtung der z-Achse ausgerichtet. Der BP ist in dieser Abbildung nicht in der Mitte der Abbildung positioniert, da sich die BR teilweise außerhalb der Sektion befindet und somit auf der rechten Seiten weniger Datenpunkte für die SCG vorhanden sind.

Nach (MH99) kann R unter anderem aus der direkten Rotation eines Einheitsvektors \vec{f} auf den Einheitsvektor \vec{g} um den Einheitsvektor $\vec{u} = \vec{f} \times \vec{g} / \|\vec{f} \times \vec{g}\|$ bestimmt werden. Die resultierende Rotationsmatrix für die Rotation um \vec{u} mit dem Winkel θ besitzt dabei die allgemeine Form

$$R = \begin{pmatrix} u_x^2 + (1 - u_x^2) \cos \theta & u_x u_y (1 - \cos \theta) - u_z \sin \theta & u_x u_z (1 - \cos \theta) + u_y \sin \theta \\ u_x u_y (1 - \cos \theta) + u_z \sin \theta & u_y^2 + (1 - u_y^2) \cos \theta & u_y u_z (1 - \cos \theta) - u_x \sin \theta \\ u_x u_z (1 - \cos \theta) - u_y \sin \theta & u_y u_z (1 - \cos \theta) + u_x \sin \theta & u_z^2 + (1 - u_z^2) \cos \theta \end{pmatrix}$$

Der Einheitsvektor der z-Achse $\vec{e}_z = [0, 0, 1]^T$ des basispunktzentrierten System ist ebenso bekannt, wie die Koordinaten des Normalenvektors \vec{n} , der den Einheitsvektor der neuen z-Achse bilden soll. Die 3×3 Rotationsmatrix R kann daher, wie beschrieben, aus der Rotation von \vec{e}_z nach \vec{n} um $\vec{e}_z \times \vec{n}$ bestimmt werden. Der entsprechende Programmcode wurde dem *Python Computer Graphics Kit* (Baa09) entnommen. Das Ergebnis einer erfolgreichen Rotation, mit einer Oberflächennormalen kollinear zur Polachse, ist in Abbildung 4.6 dargestellt.

Es kann sinnvoller sein den Kernel zu rotieren, da die Anzahl der durchzuführenden Berechnungen im allgemeinen als geringer anzunehmen ist. Aus Gründen der Anschaulichkeit wurde für die erste Implementierung allerdings darauf verzichtet, dies ist aber für eine zukünftige Version vorgesehen.

Source: View: Orbiter, Section: 1, Basispoint: 1
Rotated Basisregion with Kernel and normal vector through its northpole

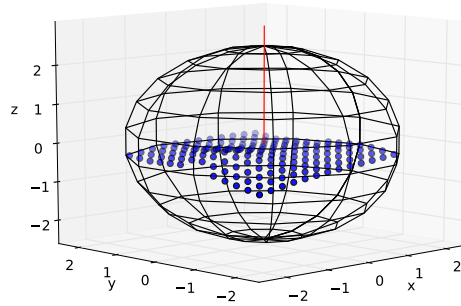


Abbildung 4.6: Rotierte BR mit äußerer Kernelgrenze

4.2.5 Konvention zur Umwandlung kartesischer Koordinaten in Kugelkoordinaten

In einem letzten Vorbereitungsschritt werden die Koordinaten der BR und des Kernels durch eine Umwandlung der kartesischen Koordinaten der rotierten BR in Kugelkoordinaten in Übereinstimmung gebracht. In dieser Arbeit wird die in Abbildung 4.7 gezeigte Konvention verwendet, bei der der Inklinationswinkel als Abstand zum Nordpol berechnet wird. Für die Umwandlung der kartesischen Koordinaten folgt daraus nach (Pau02, S. 984f):

$$\begin{aligned} r &= \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \varphi &= \text{atan2}(x, y) = \begin{cases} \arccos \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} & \text{für } y \geq 0, \\ 2\pi - \arccos \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} & \text{für } y < 0 \end{cases} \\ \theta &= \arccos \frac{z}{r} \end{aligned} \quad (4.2)$$

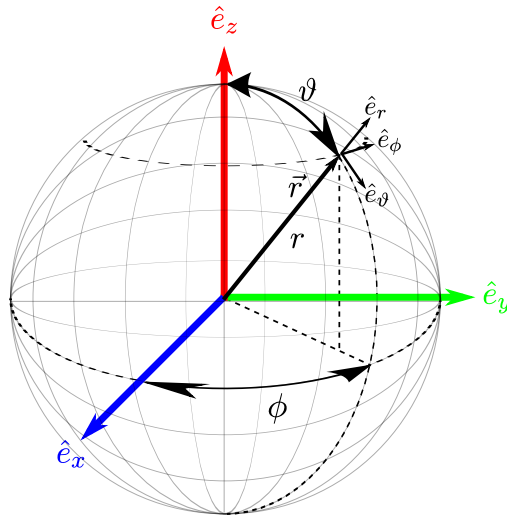


Abbildung 4.7: Darstellung der Konvention und Bezeichnungen für Kugelkoordinaten (Kol08)

4.2.6 Histogrammberechnung

Mit der Umwandlung der rotierten BR in Kugelkoordinaten sind die Vorbereitungsschritte für die Berechnung der Histogramme, und damit der größte Teil der SCG, abgeschlossen. Die Erstellung der Histogramme erfolgt gemäß einer an den \mathbb{R}^3 angepassten und gewichteten Variante von Gleichung 3.1:

$$h_i(d, f, g) = \# \{q \neq p_i : \|q - p_i\|_2 \in Zelle(d, f, g)\}.$$

Die Gewichtung der gezählten Werte ist gemäß Gleichung 3.4 implementiert und verwendet die bereits berechneten Punktdichten ρ_i und die Volumina $V(d, f, g)$ der entsprechenden Kernelzellen. Für die in Abschnitt 3.3.4 geforderte Invarianz wird das so erzeugte initiale Histogramm, dargestellt in Abbildung 4.8, jeweils F -mal um seine Polachse rotiert, so dass ein SC aus $F + 1$ dreidimensionalen Histogrammen entsteht. Die Rotation bewirkt, dass jede azimutale Kernelgrenze (anschaulicher: jeder Längengrad) einmal auf der Position 0° liegt.

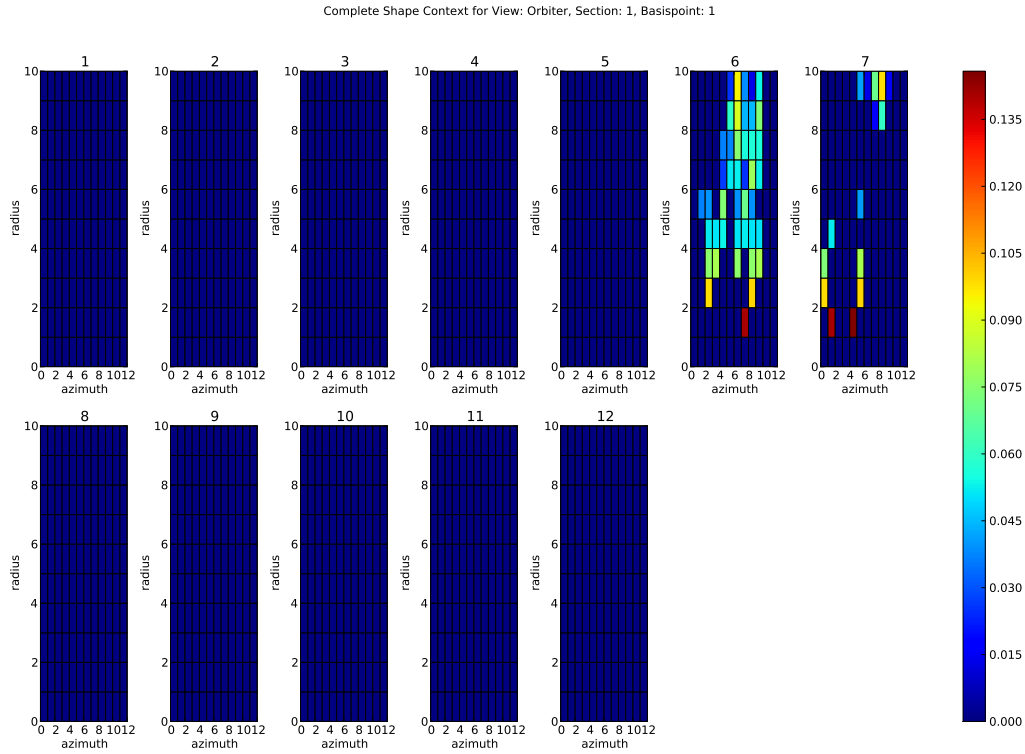


Abbildung 4.8: Kompletter SC für diese BR

4.3 Implementierung des SC-Matchings

Ziel des Matching ist es, für eine durch K SCs beschriebene Suchsektion, die übereinstimmende Referenzsektion, beschrieben mit M SCs, zu finden. In einem ersten Schritt werden daher die SCs beider Sektionen, mit Hilfe einer geeigneten Metrik, auf ihre Ähnlichkeit hin überprüft. Dafür erfolgt eine Umwandlung der bisher als dreidimensionale Matrize beschriebenen SCs der Größe $D \times F \times G$ in Vektoren der Länge $D \cdot F \cdot G$. Die so erzeugten Merkmalsvektoren spannen einen $K \times M$ dimensionalen Suchraum auf, der es erlaubt, als Metrik für die Ähnlichkeit zweier SCs die euklidische Distanz (auch als \lVert_2 -Distanz bekannt) zu verwenden.

Um die Ähnlichkeit zwischen zwei Sektionen zu bestimmen, werden für jeden SC-Vektor der Suchsektion S_S die Distanzen zu allen SC-Vektoren einer Referenzsektion S_R berechnet. Die einfachste Möglichkeit, um aus den so bestimmten Distanzen die geeignetste

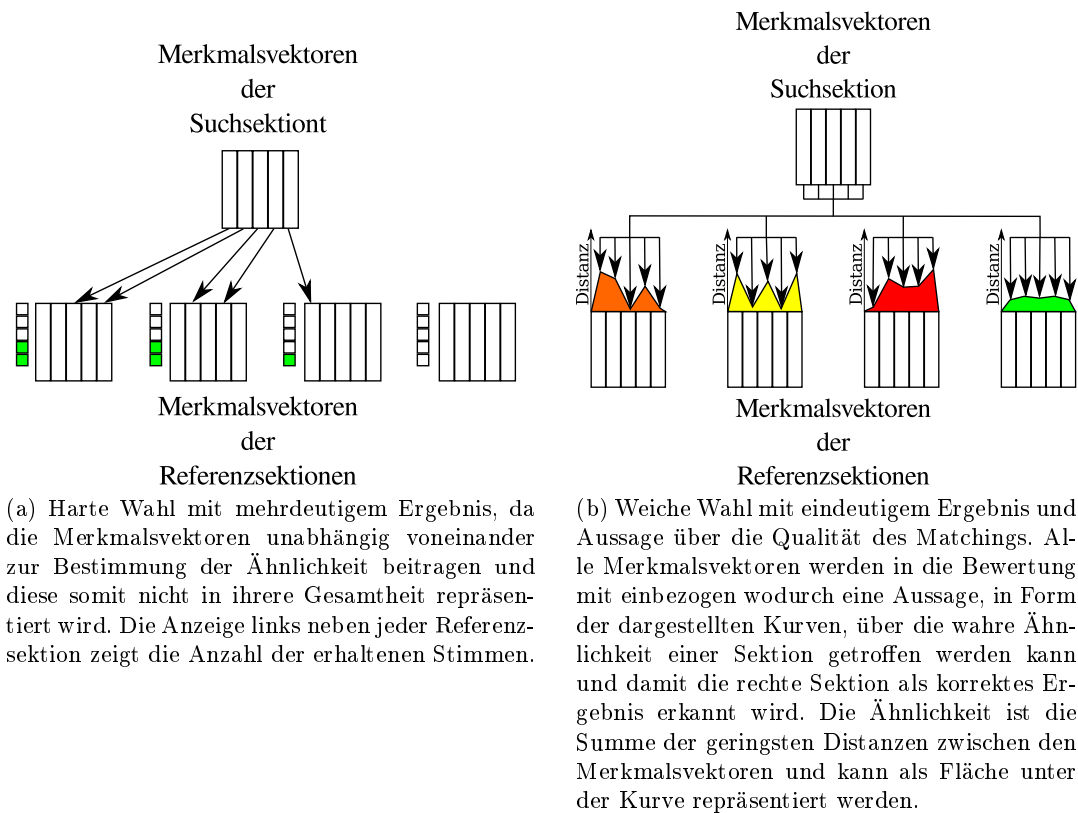


Abbildung 4.9: Darstellung der Vorteile des weichen gegenüber dem harten Wählen zur Bestimmung der Ähnlichkeit zweier Sektionen. Jede Sektion ist durch ihre Merkmalsvektoren beschrieben (hier fünf), die Pfeile repräsentieren die Abstände zwischen den Vektoren.

Kombination zu bestimmen, ist das sogenannte Wählen (engl. Voting) (s. Abbildung 4.9).

Dies bedeutet, dass für jeden SC aus S_S die Distanz zu allen SCs in jeder der vorhandenen Referenzsektionen bestimmt wird. Aus dieser Menge an Distanzen “wählt” ein SC jeweils die für ihn kürzeste Distanz aus und markiert die entsprechende Sektion als ähnlich zu seiner. Alle anderen SCs aus S_S verfahren genauso und am Ende wird diejenige Referenzsektion als passend betrachtet, die die meisten Stimmen auf sich vereint. Diese Methode wird als hartes Wählen bezeichnet, da für jeden SC die Auswahl nur anhand der eigenen Distanzen getroffen wird ohne die Information aus den Distanzen der anderen zur Sektion gehörenden SCs einfließen zu lassen (Abbildung 4.9a). Dies kann zu dem dargestellten Fall führen, in dem zwei Suchsektionen die gleiche Menge an Stimmen auf sich vereinen und sich somit aufgrund der binären Natur der vorherigen Auswahl

keine eindeutige Aussage über die zutreffende Wahl treffen lässt. Kurz gesagt, ist dies nur ein Maß für die Anzahl der ähnlichen Merkmalsvektoren, nicht aber für die wahre Ähnlichkeit der Sektionen zueinander.

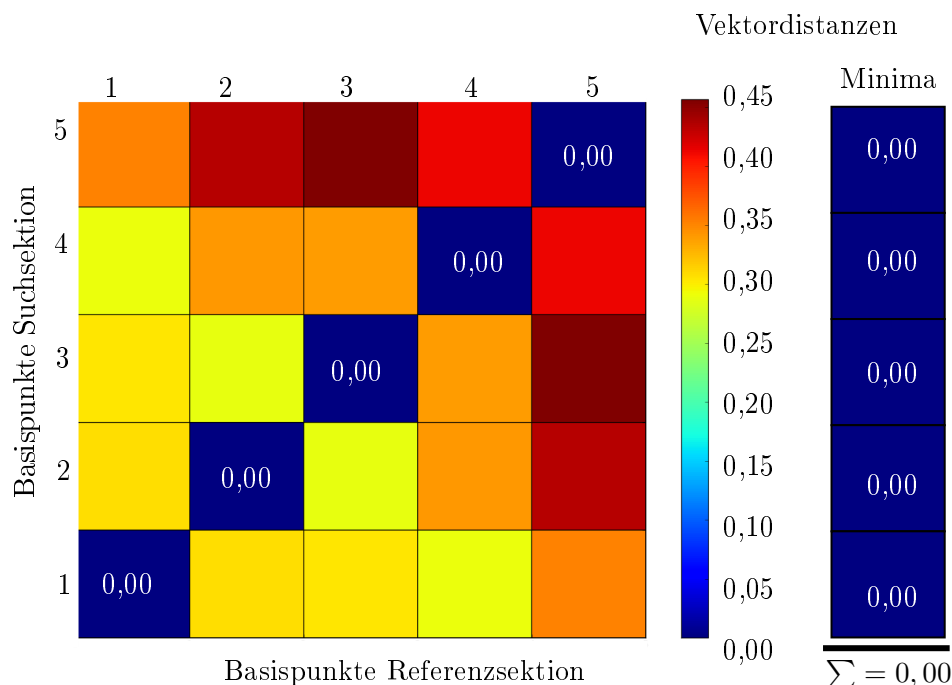


Abbildung 4.10: Kosten- oder Ähnlichkeitsmatrix wie sie für das weiche Matching der Sektionen verwendet wird. Für diese Abbildung wurde eine Sektion mit sich selber verglichen indem für alle BP-Paarungen die Vektordistanz bestimmt wurde, was in diesem Fall der vollständigen Ähnlichkeit zu Nullwerten auf der Diagonalen führt. Die ermittelten Minima der Vektordistanzen werden aufsummiert und ergeben die endgültigen Matchingkosten, hier 0,00.

Diese ist z.B. mit der in Abbildung 4.9b dargestellten Version des weichen Wählens ermittelbar (MBM01), (FHK⁺04). Für eine Paarung aus Such- und Referenzsektion werden die Distanzen für alle mögliche Kombinationen der entsprechenden Merkmalsvektoren berechnet, dies resultiert in der sogenannten Kostenmatrix, wie sie in Abbildung 4.10 gezeigt wird. Anschließend wird für jeden Such-Merkmalvektor die minimale Distanz zu einem der Referenzsektionen ausgewählt (Kurve über den Referenzsektionen in Abbildung 4.9b). Diese Minimaldistanzen können nun zu einer Summe zusammengefasst werden, die die wahre Ähnlichkeit der Sektionen ausdrückt und oft auch als Matchingkosten bezeichnet wird, da sie die Transformationsenergie, sprich die Kosten, beschreibt

die nötig wären, um eine Sektion an eine andere anzupassen (vgl. auch Kapitel 3). Die Berechnung der Kostenmatrix lässt sich mathematisch ausdrücken durch (FHK⁺04):

$$\text{Kosten}(S_S, S_R) = \sum_{k \in \{1, \dots, K\}} \min_{m \in \{1, \dots, M\}} \|SC_m - SC_k\| \quad (4.3)$$

Die Berechnung der Distanzen zwischen den SC-Vektoren kann als BP-Matching, kurz Punktmatching bezeichnet werden, und ist eine harte Form des Matchings. Das hier vorgestellte weiche Matching, basierend auf der Summe der geringsten Abstände, wird im weiteren Verlauf als Sektionsmatching oder allgemeiner als Objektmatching bezeichnet. Wie in Abbildung 4.10 zu sehen ist, kann die Diagonale bei der Interpretation der Ergebnisse als Anhaltspunkt für die Matchingqualität dienen. Zudem lassen sich mit dieser Art der Darstellung leicht falsche Punktmatches ermitteln.

4.4 Datenverwaltung

Wie Eingangs erwähnt, werden alle während des Programmdurchlaufs als relevant erachteten Zwischenergebnisse gespeichert, um eine spätere Auswertung, inkl. dem Nachvollziehen der einzelnen Berechnungsschritte, zu ermöglichen.

Für die Speicherung der größtenteils als *numpy*-Array vorliegenden Daten wird die *NumpyDB*-Klasse von H.P. Langtangen (Lan08) angewendet. Diese speichert die Daten separat in binärem Format in einer Datei (Endung *.dat*) ab. Abgerufen werden können die Inhalte mittels einer sogenannten Mapping-Datei (Dateiendung *.map*), die den Namen eines Datensatzes und seine genaue Position in der binären Datei enthält. Für die Anzeige aller Inhalte einer solchen Datei kann die Funktion `print_allDBdata` verwendet werden.

4.5 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde detailliert auf die einzelnen Schritte für die Berechnung von SCs und ihre Verwendung beim Matchen von Sektionen eingegangen. Es wurden die theoretischen Hintergründe der einzelnen Schritte erläutert, und anhand der für die Implementierung des SCMs erstellten Visualisierungsfunktionen dargestellt.

5 Experimente und Resultate

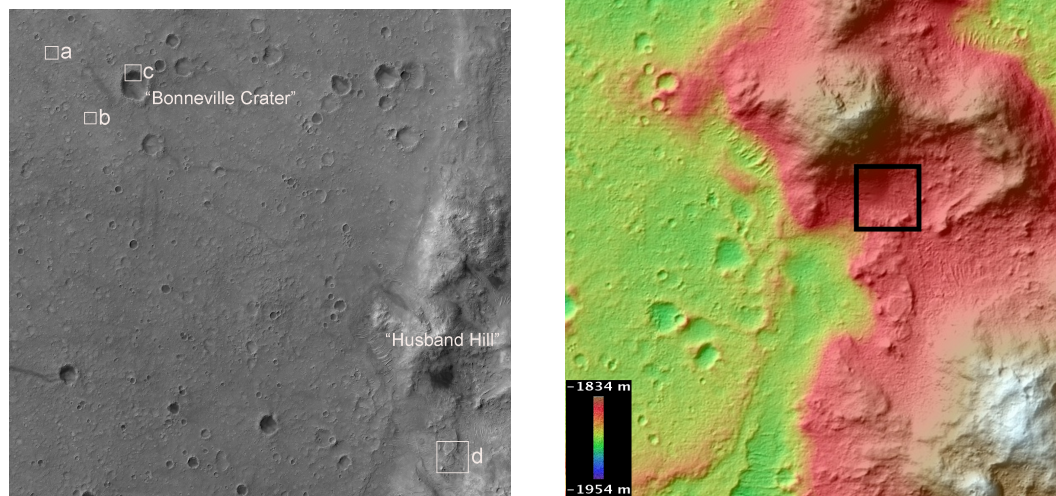
Um die Funktionsfähigkeit und die Anwendbarkeit des implementierten Verfahrens zu untersuchen, wurden eine Reihe von Experimenten durchgeführt, die im Folgenden, mit-
samt den erreichten Resultaten, präsentiert werden.

5.1 Übersicht der durchgeführten Experimente

Als Datenbasis für die Experimente dienten XZY-Datensätze von simulierten, virtuellen Marsoberflächen, die mit Hilfe einer von Stefan Kral im Zuge seiner Diplomarbeit (Kra10) entwickelten Simulationsumgebung für planetare Oberflächen erstellt wurden (s. Abschnitt 5.2). Das simulierte Areal umfasste dabei die in Abbildung 5.1b umrandete, quadratische Region mit einer Kantenlänge von 256 m und wurde aufgrund der dort vorliegenden Elevationsunterschiede gewählt. Diese Wahl folgte der Annahme, dass eventuell eine größere Anzahl an eindeutigen Objekten in der Roveransicht erkennbar ist, als dies bei einer flachen Region möglich wäre. Abbildung 5.2 zeigt eine Visualisierung der Modelle des Areals, aus den beiden verwendeten Perspektiven und mit unterschiedlichem Detailierungsgrad der virtuellen Landschaft.

Die Verwendung eines simulierten Areals ermöglichte die Durchführung der Experimente unter kontrollierten Bedingungen. Unter anderem war es so leichter möglich, die Auflösung der Orbiteransicht zu vergrößern, um eine Aussage über die benötigte Mindestauflösung zu erreichen (s. Abschnitt 5.5).

Die in Abbildung 5.2 gezeigte Roveransicht wurde gewählt, da im Vordergrund die als markant erscheinende Hügelkette, für das Matching von Vorteil erschien. Während des Experiments stellte sich allerdings heraus, dass die dadurch hervorgerufene Verdeckung einen weiten Bereich des Roverdatensatzes betrifft (s. Abbildung 5.3). Diese Problematik wird in den Datensätzen mit hohem Detailgrad zusätzlich durch das Vorhandensein eines größeren Steins im Vordergrund verstärkt (s. Abbildung 5.2c). Somit kann der untersuchte Fall, aufgrund der massiven Verdeckungen im Vordergrund, als Worst-Case-Szenario



(a) a: Fallschirm der Landefähre, b: Position der Landefähre, c: Teile des Hitzeschilds, d: Position von Spirit an der "Homeplate" während der Überwinterung im Jahr 2006 (NJUS06).

(b) Farbkodiertes Höhenmodell der Gegend um den Husband Hill mit der Position des simulierten Areals, basierend auf (NJUU10).

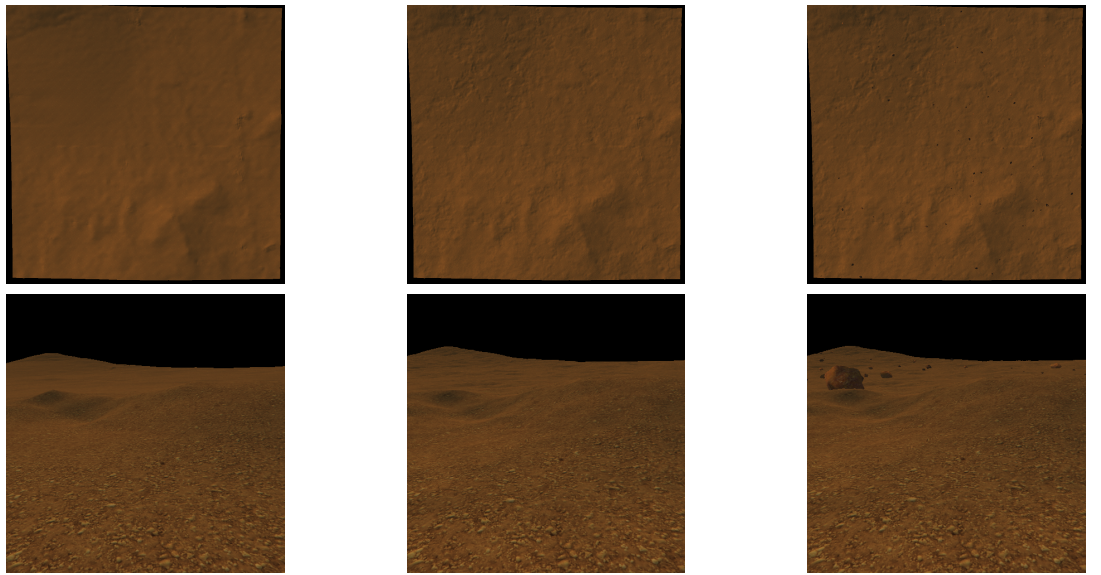
Abbildung 5.1: Orthobild der MER-Spirit Landestelle und ein daraus abgeleitetes Höhenmodell der Umgebung des nahe gelegenen Husband Hill.

angesehen werden. Eine Untersuchung mit einem günstigeren Ausschnitt oder einer Panoramaansicht war in dem verfügbaren Zeitrahmen nicht mehr möglich.

Für die verwendeten Datensätzen wurden die XYZ-Koordinaten jedes sichtbaren BPs, der in Abbildung 5.2 dargestellten Aufnahmen eingelesen. Aus diesen wurde eine Auswahl an möglichen Sektionen (s. Abbildung 5.3) getroffen, die mittels SCs beschrieben und in einem weiteren Schritt in Übereinstimmung gebracht wurden. Hierbei ist zu beachten, dass im Gegensatz zu einem gerasterten DTM, die Abtastdistanz zwischen den Datenpunkten nicht konstant ist. Aufgrundessen weicht die Punktwolke des Orbiterdatensatzes etwas von der Realität ab, da die Anzahl der Punkte in den Sektionen leicht variieren kann. Dies ist technisch durch die Modellierung des Terrains als Polygongittermodell begründet. Aufgrund des hohen Detailgrads des Modells wird diese Abweichung zur Realität aber weitestgehend kompensiert und kann daher als vernachlässigbar angesehen werden.

Basierend auf diesen Daten wurden die folgende Experimente durchgeführt:

1. Matching zweier Sektionen, um die korrekte Funktion der Berechnung und auftretende Effekte zu untersuchen und zu verstehen. Darauf basierend sollte dann eine erste Anpassung der Eingansparameter vorgenommen werden.



(a) Nur DTM-Werte (niedriger Detailgrad)

(b) DTM-Werte und Höhenrauschen (mittlerer Detailgrad)

(c) DTM-Werte, Höhenrauschen und zufällig verteilte Steinmodelle (hoher Detailgrad)

Abbildung 5.2: Gerenderte Ansichten des simulierten Areals aus der Orbiter- und Roverperspektive in unterschiedlichen Detaillierungsstufen, erstellt mit der Simulationsoftware für planetare Oberflächen von Stefan Kral (Kra10). Die Orbiteransicht wurde aus einer Höhe von 500 m mit einem FOV von 30° erstellt, die Roveransicht simuliert eine Kamerahöhe von 1,2 m über dem Terrain bei einem FOV von 60°. Die linken Ansichten entsprechen dem verwendeten DTM, in den mittleren Ansichten wurden Details mittels Höhenrauschen hinzugefügt, die rechten Ansichten zeigen den höchsten Detailgrad mit Höhenrauschen und Steinmodellen. Eine größere Version dieser Ansichten ist in Abbildung A.1 auf Seite 100 zu finden.

2. Matching der Sektionen mit unterschiedlichem Detailgrad, bei höchster Auflösung der Orbiterdaten, um sich schrittweise realistischen Bedingungen anzunähern und den Effekt zahlreicher, kleinerer Verdeckungen auf die Erkennungsrate zu untersuchen.
3. Matching der Sektionen bei niedrigem Detailgrad und bei schrittweiser Verringerung der Orbiterdaten-Auflösung, um das Verhältniss zwischen Erkennungsrate und Auflösung herauszuarbeiten.

Für die Berechnung der mittleren Erkennungsrate wurden für die beiden letzten Experimente je nach Fall 5 bis 10 Testläufe durchgeführt. Die Parameter für die SCG und für das SCM (s. Tabelle 5.1) wurden für das erste Experiment aufgrund der Größe der Sek-

tionen und der Eigenschaften der Datensätze, wie z.B. der Mindestauflösung, festgelegt, bedürfen für zukünftige Versuche aber der weiteren Optimierung.

Parameter	Wert	Einheit
Kantenlänge der Sektionen $w_{section}$	5	m
Anzahl B der Basispunkte in jeder Sektion	5	
minimaler Kernel-Radius r_{Min}	0,1	m
maximaler Kernel-Radius r_{Max}	$\frac{2}{3} \times \frac{w_{section}}{2} = 1,66$	m
Anzahl D der Unterteilungen des Kernels in radialer Richtung r	15	
Anzahl E der Unterteilungen des Kernels in Richtung der Elevation θ	11	
Anzahl F der Unterteilungen des Kernels in azimuthaler Richtung φ	12	
Radius δ zur Bestimmung der Punktdichte	$\frac{0,2}{0,06} = 3,33 \rightarrow$ $0,3 \cdot 3,33 \approx 1$	m
Kantenlänge des Fensters zur Normalenberechnung w_{normal}	1,5	m

Tabelle 5.1: Experiment 1 - Parameter für die detaillierte Untersuchung des Matchingprozesses

5.2 Beschreibung der im Experiment verwendeten XZY-Datensätze

Die Simulation des Arealen erfolgte mit Hilfe eines DTMs (NJUU10), das auf Basis von Aufnahmen des MRO erstellt wurde. Die zugrundeliegenden Orthobilder wurden durch die HiRiSe-Kamera, mit einer Bodenauflösung von 0,25 - 0,5 m/Pixel, aus leicht unterschiedlichen Blickwinkel aufgenommen. Das aus diesem Stereopaar abgeleitete DTM weist einen Pixelabstand von 1 m und eine vertikale Genauigkeit im Bereich einiger Dezimeter auf, wobei während der DTM-Erstellung bereits, soweit möglich, die in Abschnitt 2.3.1 geforderte Aufbereitung der Daten erfolgte, z.B. durch Entfernen der optischen Verzerrung und andere Bildstörungen (Uni10).

Für das simulierte Areal wurde die DTM-Bodenauflösung von 1 m mittels linearer Interpolation zwischen den Pixeln auf 0,3 m verbessert, um ein späteres Hinzufügen von sogenanntem Höhenrauschen zu ermöglichen. Dies ist ein zusätzlich erstelltes Höhenprofil, welches neben den eigentlichen DTM-Werten zusätzliche Höhenwerte enthält, die mittels einer fraktalen Rauschfunktion (Perlin Rauschen¹) gewonnen werden. Somit kann dem simulierten Gelände ein realistischeres Aussehen gegeben werden, indem Details, wie z.B. kleine Erhebungen oder auch Steine, hinzugefügt werden, die aufgrund der begrenzten Auflösung der Kamera während des Abbildungsprozesses verloren gegangen sind (s. Abbildungen 5.2b und 5.2c).

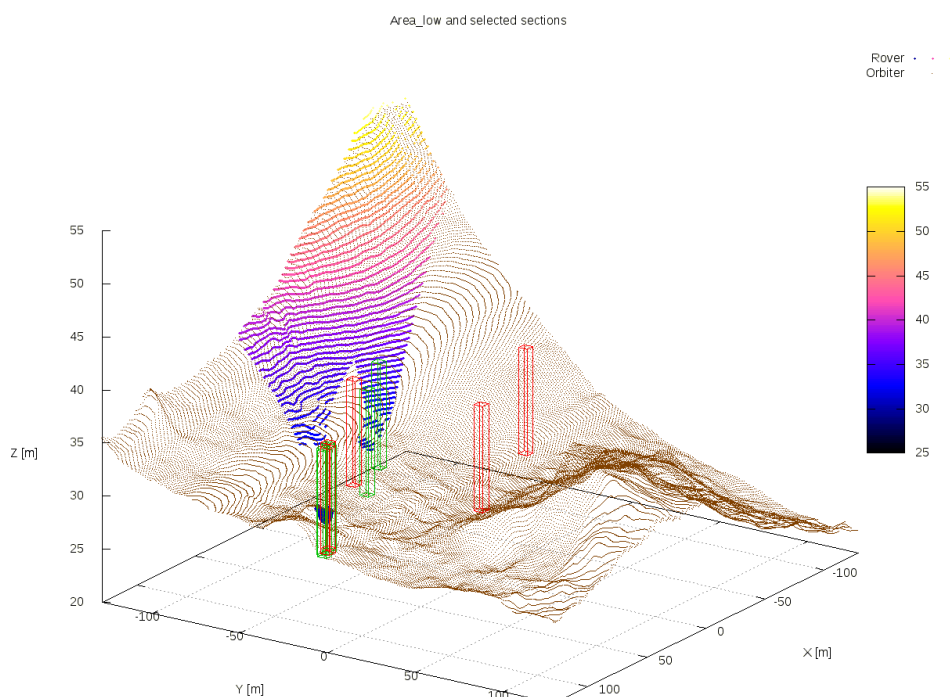


Abbildung 5.3: Verwendete XYZ-Datensätze der Orbiter- (braun) und Roversicht (farbig) mit einer exemplarischen Auswahl von Sektionen. Sektionen, die Datenpunkte in beiden Punktwolken besitzen sind grün dargestellt, während Sektionen, die nur in den Orbiterdaten zu finden sind, einen roten Rahmen besitzen.

¹Dies Form von Rauschen stammt aus dem Bereich der Bildsynthese, und wird wegen seines scheinbar zufälligen Erscheinungsbild eingesetzt um eine möglichst realistische Simulation von natürlichen Phänomenen wie Landschaftstopologie, Wolken oder Wasser zu erreichen (Per99).

Wie eingangs erwähnt, beträgt die Fläche des für die Experimente verwendeten Areal $256\text{ m} \times 256\text{ m}$, bei einem maximalen Höhenunterschied von ca. $31,72\text{ m}^2$. Die für das SC-Matching benötigten XYZ-Werte (s. auch Abschnitt 2.3.1) werden aus den, in Abbildung 5.2 dargestellten, gerenderten Bilddaten des Modells ausgelesen. Somit hängt die eigentliche Auflösung der verwendeten, simulierten Daten von der Auflösung der gerenderten Bilder ab. Diese beträgt für die Orbiteransicht $980\text{ Pixel} \times 980\text{ Pixel}$, was einer Bodenauflösung von ca. $0,26\text{ m/Pixel}$ bzw. ca. $3,8\text{ Datenpunkten/m}$ entspricht. Für die Roveransicht beträgt die Auflösung $500\text{ Pixel} \times 500\text{ Pixel}$. Durch Verwendung jedes N -ten Datenpunktes lässt sich die Auflösung künstlich verringern, was bei der Berechnung nur für die Orbiterdaten umgesetzt wurde, die Auflösung der Roveransicht wurde stets beibehalten. Für einige der folgenden Abbildungen wurde allerdings, zwecks Übersichtlichkeit, die Auflösung beider Datensätze verringert, was an einigen Stellen zu linienförmigen Mustern führen kann, wie sie z.B. in Abbildung 5.3 erkennbar sind.

Für die Matching-Experimente wurden aus den in Abbildung 5.3 gezeigten Rover- und Orbiterpunktwolken Sektionen extrahiert (s. Abbildung 5.4), für die in beiden Datensätzen Punkte vorhanden sind. Diese Auswahl wurde um eine weitere Anzahl von Sektionen ergänzt, die aufgrund ihrer Position außerhalb des Roverdatensatzes liegen und daher nur aus Punkten des Orbiterdatensatz bestehen. Alle extrahierten Sektionen besitzen die gleiche Grundfläche von $5\text{ m} \times 5\text{ m}$, die Höhe der Sektionen wird von den in dieser Region vorliegenden Z-Werten bestimmt³. Für die im Folgenden beschriebenen Versuche wurde jede Sektion, mit Hilfe des in Kapitel 4 dargelegten Prozesses, durch SCs beschrieben und einem anschließenden Matching unterzogen.

5.3 Experiment 1 - Matching einzelner Sektionen

Die korrekte Funktionsweise des Matchings wurde anhand der beiden Sektionen 0 und 1 (s. Abbildung 5.4 überprüft und wird im Folgenden Abschnitt analysiert. Beide Sektionen beschreiben unterschiedliche Teile der Hügelkette, die sich im Vordergrund der Roveransicht (niedrige Detailstufe) befindet (s. Abbildung 5.2a).

²Minimum: $21,91\text{ m}$, Maximum: $53,63\text{ m}$

³Die in Abbildung 5.3 dargestellte Höhe der Boxen entspricht nicht der eigentlichen Höhe der Sektionen.

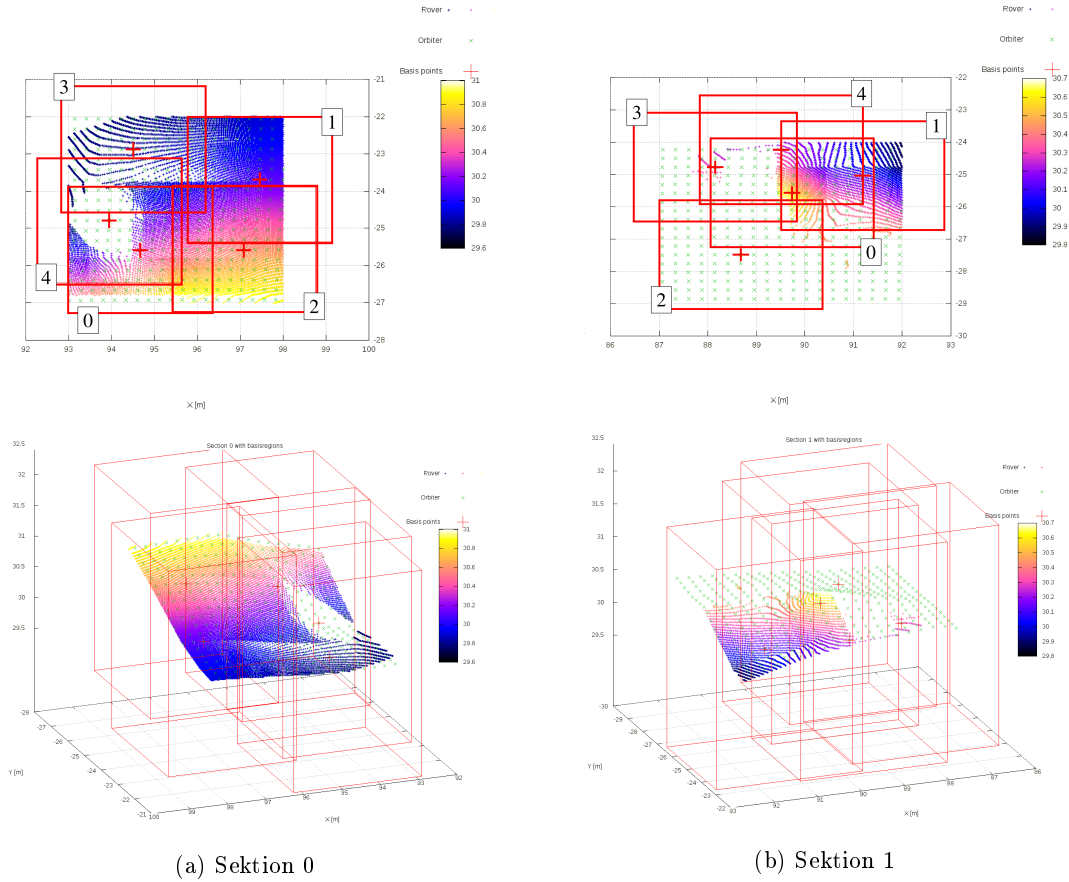


Abbildung 5.4: Ansicht zweier aus dem Rover- und Orbiterdatensatz extrahierter Sektionen, mit fünf exemplarischen BRs. Die Punkte des Roverdatensatz sind, entsprechend ihrer Z-Werte, farbig dargestellt, die Orbiterdatenpunkte sind durchgehend grün. Es ist zu beachten, dass die BRs über die Sektionsgrenzen reichen können, Punkte außerhalb der Sektion, werden allerdings nicht bei der SC-Berechnung berücksichtigt. Die rechteckige Form der eigentlich quadratischen BRs ist auf die perspektivische Darstellung zurückzuführen.

Sektion 0 befindet sich im rechten Teil des Vordergrundes und wird in beiden Datensätzen nahezu vollständig, anhand von zahlreichen Punkten, beschrieben. Sie weist neben einem verdeckten Teil auch eindeutige Merkmale, wie z.B. eine Änderung der Elevation auf. Sektion 1 ist annähernd mittig auf der kleinen spitzen Erhebung, die auf der linken Seite zu erkennen ist, positioniert, wodurch in der Roveransicht beinahe 2/3 der Fläche verdeckt sind und der BP 2 im Roverdatensatz selber nicht vorhanden ist. Die Berechnungen erfolgten für jeweils fünf SCs, um vorher festgelegten BPs und nur für diese zwei Sektionen.

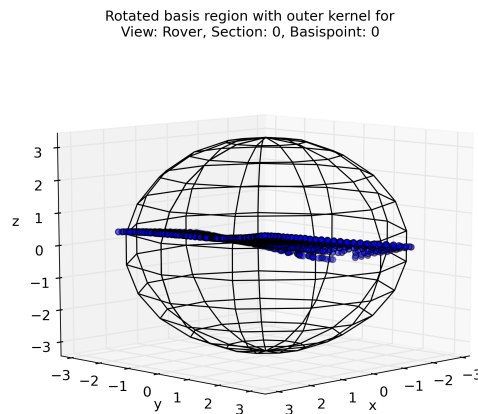
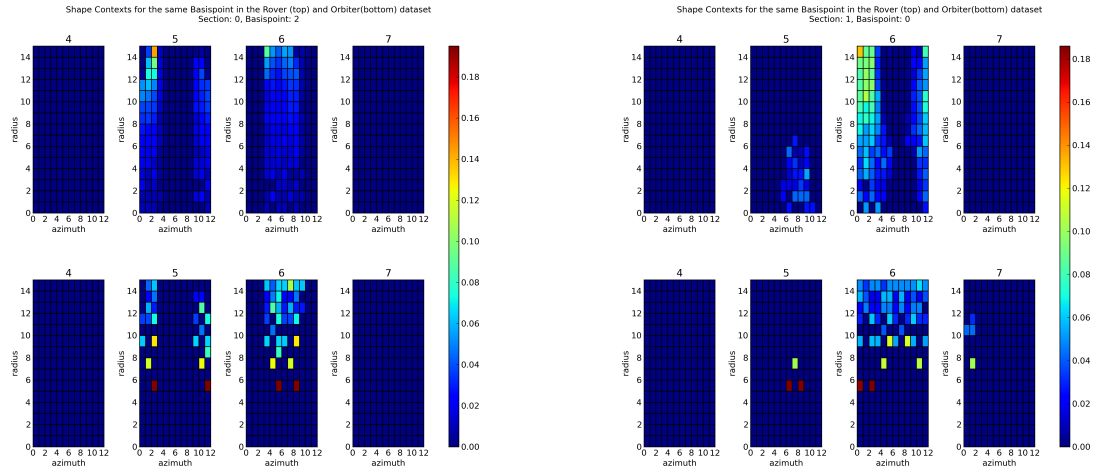


Abbildung 5.5: Rotierte BR 0 aus Sektion 0 mit Kernel, die zeigt, dass SCs nur in der Äquatorregion des Kerns Werte aufweisen.

Das erste Resultat dieser Untersuchung ist die Tatsache, dass die SCs der untersuchten Sektionen nur im Inklinationsbereich um den Äquator nennenswerte Werte aufweisen. Dies kann mit der für die SC-Berechnung erfolgten Rotation der Basisregion in das Kernel-Koordinatensystem und den relativ geringen Höhenunterschieden innerhalb der Region erklärt werden. Diese geringen Höhenänderungen sind Folge der relativen Steilheit der verwendeten Landschaft. Die in Abbildung 5.5, mitsamt der äußeren Kernelbegrenzungen gezeigte Basisregion zeigt dieses, für alle untersuchten Regionen, typische Verhalten. Daher werden bei der weiteren Analyse nur die Histogramme direkt unter- und oberhalb des Kerneläquators berücksichtigt.

Das Aussehen der berechneten SCs und die Auswirkungen der unterschiedlichen Auflösung und Perspektive auf die SCs, zeigt Abbildung 5.6. Die relevanten Histogramme eines BPs werden dort einander gegenübergestellt, in der oberen Reihe befinden sich die Histogramme auf Basis des Roverdatensatzes und in der unteren Reihe die des Orbiterdatensatzes, wobei die Titelnnummer jedes Histogramms dem Inklinationsabschnitt des kugelförmigen Kerns entspricht. Die Zählweise folgt dabei der in Abschnitt 4.2.5 auf Seite 60 eingeführten Konvention für Kugelkoordinaten. Auf der Ordinatenachse ist die Nummer der logarithmisch unterteilten Zellen in radialer Richtung aufgetragen und jeder Abszissenabschnitt repräsentiert die Nummer der jeweiligen Zellenbegrenzung in azimuthaler Richtung.

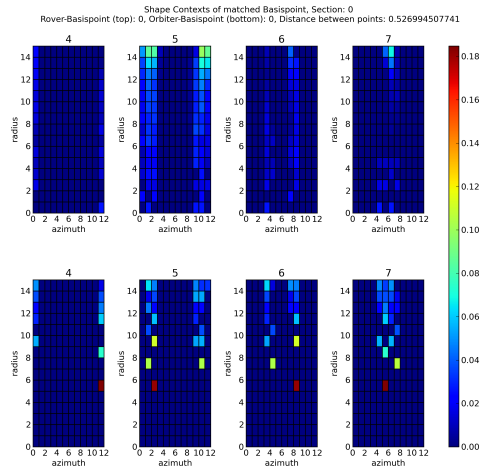


(a) Beispiel eines SC mit hoher Ähnlichkeit in beide Perspektiven (Sektion 0, Basisregion 0)

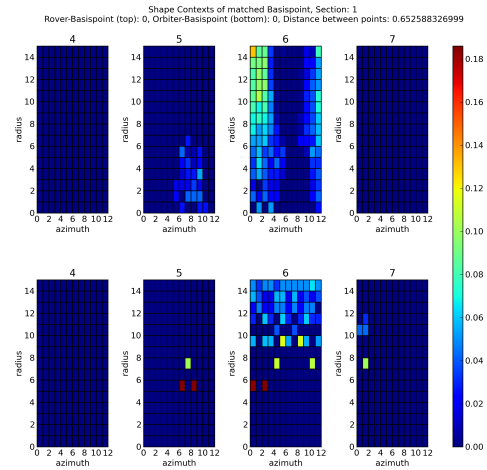
(b) Beispiel eines BP's mit stark abweichenden SCs (Sektion 1, Basispunkt 0).

Abbildung 5.6: SCs für BR 0 der beiden in Abbildung 5.4a dargestellten Sektionen. Die SCs in der oberen Reihe wurden aus Roverdaten berechnet, die SCs der unteren Reihe stammen von Orbiterdaten. Die Titelnummern der einzelnen Histogramme entsprechen dem Inklinationsabschnitt des Kernels nach der in Abschnitt 4.2.5 auf Seite 60 eingeführten Konvention. In diesem Fall liegen Zelle 5 und 6 um den Äquator. Die Unterteilungen auf der Ordinate und der Abszisse entsprechen den Nummern der Zellenbegrenzungen in radialer bzw. azimuthaler Richtung, nicht den Abständen in Metern bzw. Grad.

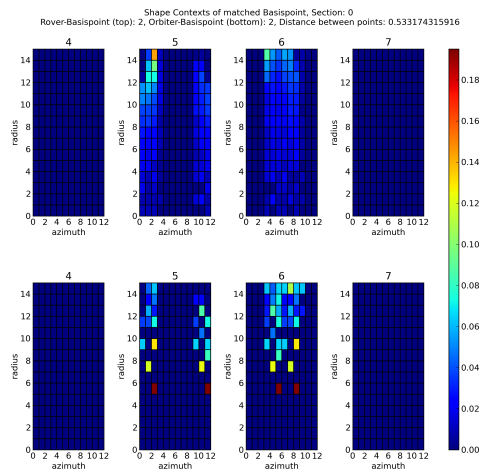
Eine BR, die in beiden Perspektiven ähnlich aussieht, wie z.B. Region 2 in Sektion 0 (Abbildung 5.6a), weist auch einen ähnlichen SC auf. Ein Aspekt der hierbei auffällt, ist das komplette Ausbleiben von Punkterkennungen in den basispunktnahen Zellen des SCs der Orbiterperspektive. Der Grund hierfür ist die Mindestauflösung und damit der Mindestabstand der Datenpunkte des Orbiterdatensatzes von ca. 0,26 m, was ca. dem Abstand der unteren radialen Begrenzung der fünften Zelle des Kernels entspricht. Daher wurde bei den restlichen Experimenten der Mindestradius r_{Min} des Kernels an die Mindestauflösung des Orbiterdatensatzes angepasst. Die Histogramme des SCs für BR 0 in Sektion 1, zeigen wie erwartet, ein unterschiedliches Verhalten, da in der Roveransicht ca. die Hälfte der BR verdeckt ist.



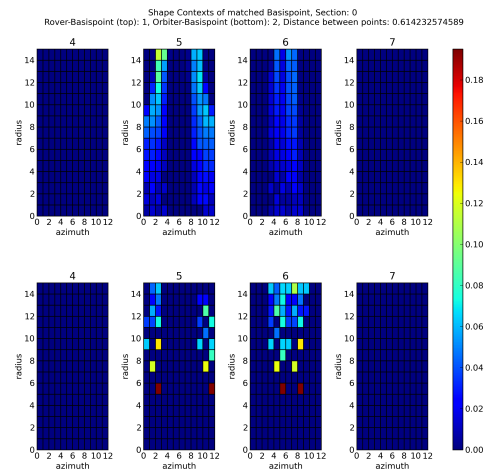
(a) Erfolgreicher, eindeutiger Match zweier SCs, Distanz im Suchraum: 0,527



(b) Erfolgreicher Match trotz starker Unterschiede in den verwendeten SCs, Distanz im Suchraum: 0,6526



(c) Erfolgreicher, aber mehrdeutiger Match, Distanz im Suchraum: 0,5332



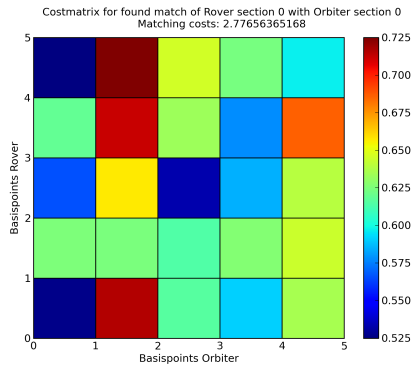
(d) Fehlerhafter, aber mehrdeutiger Match, Distanz im Suchraum: 0,6142

Abbildung 5.7: Eine Auswahl korrekter und falscher Matchingergebnissen für verschieden SCs

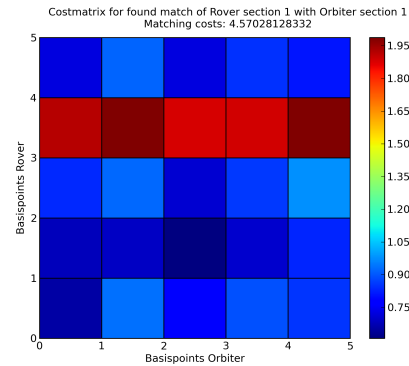
Das Resultat des durchgeführten SCMs für die Korrespondenz zwischen einzelnen BPs, ist in Abbildung 5.7 dargestellt. Wie erwartet, führt eine relativ hohe Ähnlichkeit der SCs zu einem erfolgreichen Matching (Abbildung 5.7a), aber es werden auch SCs erfolgreich gematcht, die nur geringe bzw. überhaupt keine Ähnlichkeit aufweisen, wie in Abbildung 5.7b. Ob dies ein Maß bzw. ein Beispiel für die, schon in (FHK⁺04) beschriebene Robust-

heit des SCM ist, konnte bisher nicht endgültig geklärt werden. Allerdings traten auch Fälle auf, bei denen die Ähnlichkeit von SCs verschiedener BPs zu einem mehrdeutigen Match geführt haben (Abbildung 5.7c und 5.7d).

Anhand der absoluten Werte für die Suchraum-Distanz der verglichenen SC-Vektoren zueinander, lässt sich ebenfalls keine konkrete Aussage über die Richtigkeit des erfolgten Matchings treffen. Es wird daher angenommen, dass die Werte nur in Relation zu den restlichen, untersuchten SCs, von Relevanz sind. Dies bestätigt die in Abschnitt 4.3 auf Seite 62 erläuterte Berechnung der Matchingkosten als Summe der kleinsten SC-Vektor-Distanzen. Für eine effiziente Verwendung des SCMs sollte daher eine Normalisierung für diese Distanzwerte gefunden werden.



(a) Sektion 0 auf Sektion 0, Matchingkosten: ca. 2,78



(b) Sektion 1 auf Sektion 1, Matchingkosten: ca. 4,57

Abbildung 5.8: Kostenmatrizen für Sektion 0 und 1

Als abschließendes Resultat dieses Tests soll noch das erfolgreiche Matching der beiden Sektionen, mit ihren jeweiligen Pendanten des anderen Datensatzes erläutert werden, dargestellt als Kostenmatrix in Abbildung 5.8. Trotz der großflächigen Verdeckung in Sektion 1 und trotz des teilweise gleichen Anstiegs wurden die Sektionen korrekt zugeordnet, bzw. es kam zu keiner doppelten Zuordnung, wie es bei vereinzelt SCs aufgetreten ist (vgl. Abbildung 5.7d). Allerdings besteht ein gewisser Unterschied in den berechneten Matchingkosten (2,78 zu 4,57). Diese sind größtenteils auf die fehlenden Informationen, aufgrund der starken Verdeckung in Sektion 1 zurückzuführen, wodurch korrespondierende SC-Vektoren weniger Ähnlichkeiten aufweisen.

Das drei von fünf, und damit die Mehrheit der Punkte, aus Sektion 0 korrekt zugeordnet wurden, lässt sich an der sichtbaren Diagonalen der Kostenmatrix ablesen (Abbildung 5.8a). Lediglich die Basisregionen 1 und 4 wurden falsch zugeordnet. Zumindest für Punkt

4 kann dies durch den Einfluss der Verdeckung und die damit einhergehende geringere Anzahl an beschreibenden Punkten, mit der daraus folgenden, erhöhten Ähnlichkeit zu Basisregion 0 erklärt werden.

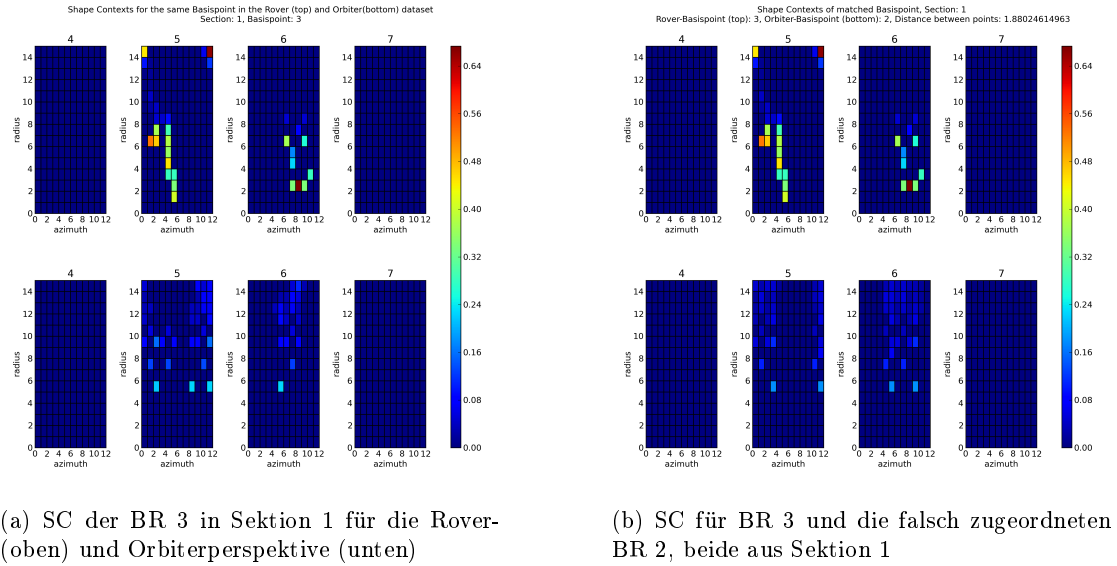


Abbildung 5.9: Vergleich der SCs für BR 3 aus Sektion 1

Anders sieht es bei Sektion 1 aus, die Diagonale ist weniger stark ausgeprägt und die Distanzwerte scheinen für jede mögliche Punktpaarung ähnlich zu sein, d.h. es besteht die Gefahr fehlerhafter Punktzuordnungen, aufgrund von Mehrdeutigkeit, erkennbar an der falschen Zuordnung von drei von fünf Regionen. Eine Ausnahme hiervon bildet BR 3, die zu allen BRs sehr große Distanzen aufweist. Der Grund dafür erschließt sich bei näherer Betrachtung der Region in Abbildung 5.4 und der SCs für die Rover-Orbiterpaarung (Abbildung 5.9a), als auch für das Ergebnis des Matchings (Abbildung 5.9b). BR 3 besitzt eine kleine Anzahl von Datenpunkten in unmittelbarer Umgebung des BPs und eine weitere, etwas größere, Anzahl am Rand der Region. Die Verteilung der zentralen Punkte wird, aufgrund des auf Seite 74 beschriebenen Effekts der Mindestauflösung auf SCs, durch den SC für die Orbiterdaten nicht erfasst. Dieser beschreibt nur die weiter entfernt liegenden Punkte und erreicht damit ein ähnliches Aussehen, wie der SC für Region 2 (s. untere Reihen in Abbildung 5.9), zu dem schließlich auch die Zuordnung erfolgte.

5.4 Experiment 2 - Matching bei Modellen unterschiedlicher Detaillierungsstufen

Um die Zuverlässigkeit des SCMs, d.h. die Erkennungsrate, zu testen, wurden Experimente anhand der drei, in Abbildung 5.2 dargestellten Datensätze durchgeführt, d.h. das simulierte Areal wurde in unterschiedlichen Detailstufen untersucht. Dabei wurde versucht die Erkennungsrate durch modifizieren einiger der in Tabelle 5.1 angegebenen Parameter zu erhöhen. Diese modifizierten Parameter sind in Tabelle 5.2 aufgeführt.

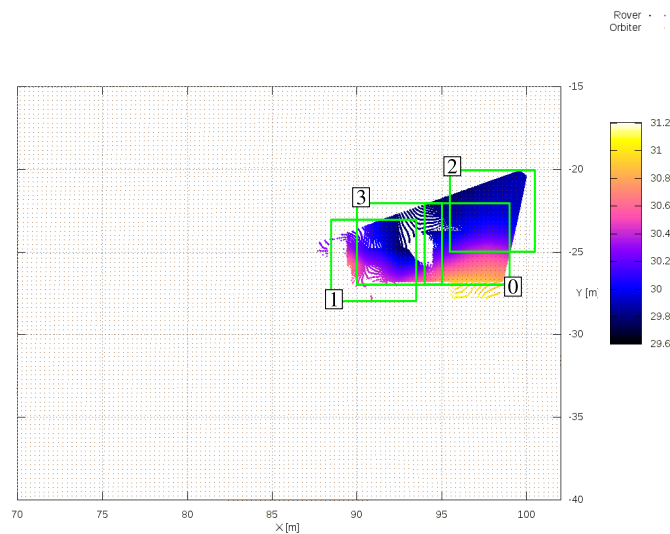


Abbildung 5.10: Draufsicht auf die vier, für das Matching verwendeten, Roversektionen und ihre Nummerierung. Der Roverdatensatz ist farbig dargestellt, während die Punkte des Orbiterdatensatz braun gefärbt sind.

Die Auswirkung der unterschiedlichen Detailstufen auf die XYZ-Punktwolke ist aus Abbildung 5.11 ersichtlich⁴. Wie zu sehen ist, resultiert das hinzugefügte Höhenrauschen in zahlreichen kleineren Verdeckungen in der Roveransicht.

Für die Experimente wurden jeweils vier Sektionen aus dem Rover- und dem Orbiterdatensatz ausgewählt. Weitere vier Sektionen, die nur im Orbiterdatensatz vorhanden waren, wurden eingesetzt um einerseits die zu untersuchende Menge an Sektionen zu erhöhen. Andererseits dienten diese vier Region dazu, herauszufinden, ob bei einem falschen Matching nur benachbarte Sektionen aus dem Roverdatensatz zugeordnet werden würden, oder auch solche aus komplett anderen Bereichen eines Areals.

⁴Größere Ansichten sind im Anhang in Abbildung A.2 auf Seite 101 zu finden.

Parameter	Wert	Einheit
Kantenlänge der Sektionen $w_{section}$	5	m
Anzahl der Basispunkte in jeder Sektion	20	
minimaler Kernel-Radius r_{Min}	0,3	m
maximaler Kernel-Radius r_{Max}	2,5	m
Anzahl der Unterteilungen des Kernels in radialer Richtung r	10	
Anzahl der Unterteilungen des Kernels in Richtung der Elevation θ	12	
Anzahl der Unterteilungen des Kernels in azimuthaler Richtung φ	12	
Radius δ zur Bestimmung der Punktdichte	1	m
Kantenlänge des Fensters zur Normalenberechnung w_{normal}	1,5	m
Untersuchte Auflösungen der Orbiterdaten (nur Abschnitt 5.5)	0,26; 0,78; 1,04; 1,30; 1,57	m/pixel

Tabelle 5.2: Experiment 1 und 2 - Liste der Parameter für die Ermittlung der Erkennungsrate

Es wurden für jede Detailstufe je 10 Durchläufe durchgeführt und für jeden Durchlauf die Erkennungsrate bestimmt. Ein Durchlauf bestand aus folgenden Schritten:

- Zufällig Auswahl von je 20 BPs in jeder der insgesamt acht Sektionen
- Berechnung der SCs für diese BPs
- Berechnung der Kostenmatrix für jede mögliche Paarung aus Rover- und Orbitersektion (insgesamt 32 Paarungen pro Durchlauf bei 400 SC-Vergleichen pro Paarung)
- Bestimmung der Erkennungsrate, als Verhältnis der Menge an korrekt erkannten Sektionen zu den vier möglichen Roversektionen

Die durchschnittliche Erkennungsrate wurde als arithmetisches Mittel der zehn Einzelerkennungsraten berechnet.

Die in Tabelle 5.3 angegebenen Ergebnisse zeigen, dass es mit Hilfe des SCMs prinzipiell möglich ist, eine erfolgreiche Zuordnung von Sektionen aus Rover- und Orbiterdatensätzen zu erreichen. Das die meisten der Falschzuordnungen im Bereich des Roverdatensatzes erfolgten, kann als ein positives Ergebnis für die Grobpositionierung gewertet

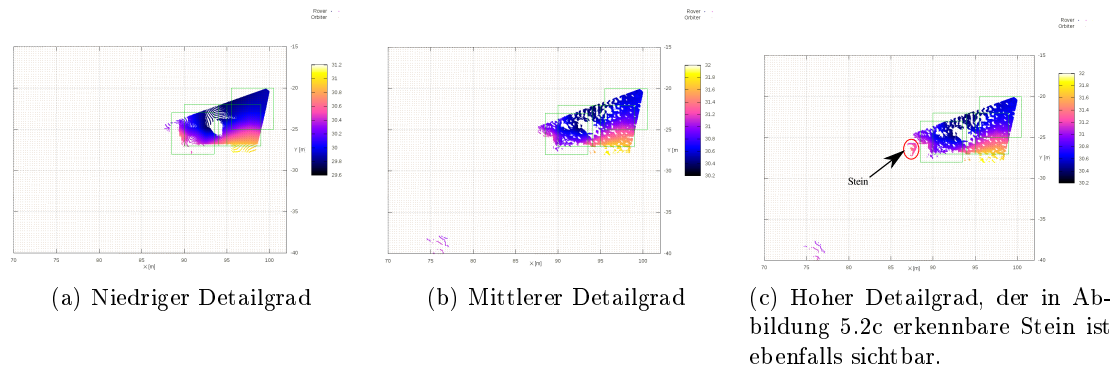


Abbildung 5.11: Auswirkung der unterschiedlichen Detaillierungsstufen auf die Punktwolken. Das hinzugefügte Höhenrauschen wirkt sich insbesondere im Roverdatensatz, in Form von zahlreichen neuen Verdeckungen aus. Vergrößerte Versionen der Ansichten sind im Anhang in Abbildung A.2 dargestellt.

werden. Eine mögliche Begründung hierfür ist, dass alle untersuchten Roversektionen im gleichen Bereich des Areals positioniert waren und sich teilweise überlappten (s. Abbildung 5.11 bzw. die vergrößerte Ansicht derselben in Abbildung A.2 auf Seite 101). Da dieses Szenario wahrscheinlich auch für die spätere Anwendung zutreffend sein wird, kann größtenteils ausgeschlossen werden, dass eine Sektion in einem komplett anderen Bereich eines Areals, als korrespondierend erkannt wird. Erfolgt nun eine Berechnung der Position des Schwerpunktes der vier erfolgreich gematchten Regionen, so lässt sich diese Information bereits für die Bestimmung der groben Position und Ausrichtung des Rovers in den Orbiterdaten verwenden.

Zudem zeigen die falsch zugeordneten Paare, dass Falschzuordnungen nur bei einer hohen Ähnlichkeit der Sektionen auftreten, unähnliche Sektionen weisen wahrscheinlich zu hohe Matchingkosten auf. Die Paarung, die in allen drei Detailstufen am häufigsten aufgetreten ist, war Sektion 1 mit Sektion 3, nie umgekehrt (für die Nummerierung s. Abbildung 5.10). Sektion 1 weist im Roverdatensatz nur auf ca. 2/3 der Fläche Datenpunkte auf und überlappt sich im ausreichend besetzten Teil mit Sektion 3, wodurch sich die hohe Zahl an Falschzuordnungen als zu hohe Ähnlichkeit erklären lässt. Sektion 3 hingegen, wurde trotz eines großen, verdeckten Bereichs immer korrekt zugeordnet.

Während einiger vorab durchgeführter Versuche hat sich zudem gezeigt, dass die Erkennungsrate des SCMs stark von der Auswahl der Roversektionen abhängt. Sind diese nicht durch genügend Punkte beschrieben, sind häufige Falschzuordnungen die Folge. Daher sollte in Zukunft bei der Auswahl der Sektion darauf geachtet werden, diese im

Detailstufe des simulierten Areal	niedrig	mittel	hoch
Durchschnittliche Erkennungsrate (nach 10 Durchläufen)	92,5%	75%	90%
Anzahl der Falschzuordnungen	3	10	4
Davon mit Roversektionen	3	7	4
Davon mit Orbitersektionen		3	

Tabelle 5.3: Experiment 1 - Ergebnisse des SCM bei simulierten Geländen mit unterschiedlichen Detaillierungsstufen

Vordergrund der Roveransicht zu positionieren. Dies hat zudem den Vorteil, das die Tiefenaufösung der so untersuchten Werte höher ist, was in einer präziseren Positionsbestimmung resultiert (vgl. Abschnitt 2.3.1). Eine geringere Überlappung, als sie bei diesem Experiment gewählt wurde, erscheint ebenfalls von Vorteil.

5.5 Experiment 3 - Matching bei unterschiedlichen Auflösungen

Um die Erkennungsrate des SCMs abhängig von der Auflösung zu bestimmen, wurde dessen Verhalten für fünf verschiedene Auflösungen in einem Bereich von 0,26 bis 1,57 m/Pixel untersucht. Für jede Auflösung wurden wiederum fünf, der in Abschnitt 5.4 beschriebenen Testläufe durchgeführt. Allerdings nur für das Areal mit niedriger Detailstufen, aber ebenfalls unter Verwendung der Parameter aus Tabelle 5.2.

Das Ergebniss dieses Versuches ist in Abbildung 5.12 dargestellt. Es ist eindeutig, dass das SCM in der hier getesteten Variante nur für die höchste Auflösung der Orbiterdaten, 0,26 m/Pixel, funktioniert. Für diese ergibt sich eine Erkennungsrate von 85%, während bei allen anderen Auflösungen im Grunde kein erfolgreiches Matching erreicht werden konnte⁵.

⁵Der Wert der Erkennungsrate bei 1,3 m/Pixel beträgt nur 15% und wird daher als Zufallstreffer gewertet.

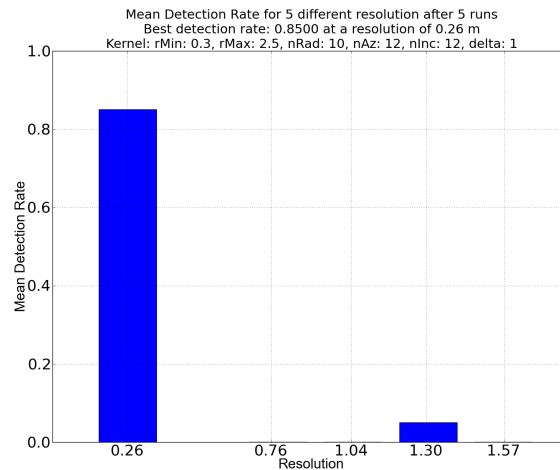


Abbildung 5.12: Ergebnisse des SCMs für fünf unterschiedliche Auflösungen

5.6 Empfehlungen für die Verbesserung der Erkennungsrate

Für zukünftige Versuche sollte als erster Schritt eine, bestenfalls automatische, Parameteroptimierung durchgeführt werden. Die für die Experimente verwendeten Parameter (s. Tabelle 5.1 und 5.2) wurden aufgrund vorausgegangener Überlegungen festgelegt. Insbesondere der Wert für den Mindestradius r_{Min} des Kernels hat sich in den ersten Versuchen (s. Abschnitt 5.3) als zu klein herausgestellt, da dadurch in den Orbiter-SCs die basispunktannahen Punkte nicht berücksichtigt wurden. Ob es vorteilhafter ist r_{Min} dynamisch auf die jeweilige Mindestauflösung des Orbiterdatensatzes zu erhöhen oder ob unter Umständen sogar die Verwendung unterschiedlicher Mindestradien für die beiden Datensätze von Vorteil ist, muss in Zukunft geklärt werden.

Der festgelegte Wert von 20 BPs ist relativ niedrig, gemessen an der Punktzahl einer Sektion von z.B. min 370 Punkten im Orbiterdatensatz. Dies geschah aufgrund der nicht-optimierten Implementierung, wegen der die Berechnung der SCs und das Matching sehr zeitingensiv ist, insbesondere bei der teilweisen hohen Punktdichte im Roverdatensatz (bis zu 200.000 Punkte pro Basisregion). Als Flaschenhals hat sich hier die Berechnung der Punktdichte für jeden Punkt einer Region erwiesen (s. auch Abschnitt 4.2.6 auf Seite 61). Daher wurde die für diesen Berechnungsschritt maximale Anzahl der zu berücksichtigenden Punkten auf ca. 15.000 festgelegt. Wie sich dies auf die Aussagekraft der SCs auswirkt, sollte mit Hilfe einer effektiveren Implementierung untersucht werden. Ob für die vorliegende Problemstellung eine ähnlich hohe Basispunktzahl wie in

(FHK⁺04) (ca. 300 bei ähnlicher Größe der betrachteten Sektion) benötigt wird, bedarf der zukünftigen Klärung.

Inwieweit der maximale Kernelradius r_{Max} sich auf die Erkennungsrate auswirkt kann nur spekuliert werden. Allerdings wird angenommen, dass die relativ großen Basisregion von Vorteil für die Robustheit der Lösung sind. Sie entsprechen auch der bereits in Abschnitt 3.3.1 auf Seite 43 erläuterten Idee, ein Objekt anhand der Distanzen beinahe aller Punkte relativ zu einem Basispunkt zu beschreiben.

Zu der Auswirkung der restlichen Parameter auf die hier dargestellten Ergebnisse kann momentan keine Aussage getroffen werden, hierfür wird die bereits erwähnte automatische Parameteroptimierung benötigt.

Bevor weitere Experimente zur Klärung der obigen Fragen durchgeführt werden, sollte die vorliegende Implementierung verbessert werden. Beim momentanen Stand kann sie als erster Prototyp angesehen werden und lässt somit noch kein effizientes Arbeiten zu. Zudem bedarfen zahlreichen Berechnungsschritte einer Optimierung, meist kann dies durch eine geschicktere Programmierung zur Reduzierung der Verschachtelung bei Schleifen gelöst werden oder durch Vektorisieren der Berechnung um die effizienten Matrixoperation der *numpy*-Bibliothek besser auszunutzen.

5.7 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Funktionsfähigkeit der umgesetzten Implementierung für das Matching mit SC an virtuellen Modellen planetarer Oberflächen nachgewiesen und analysiert. Die erreichten Erkennungsraten von bis zu 92,5% zeigen, dass sich die bereits in (FHK⁺04) erfolgreich angewandte Erkennung von künstlichen Objekten, mittels dreidimensionaler SCs auf die Erkennung von Teilen einer Landschaft ausdehnen lässt. Insbesondere die Robustheit gegenüber starken Unterschieden in der Perspektive und gegen Verdeckungen, ist vielversprechend und somit für die in dieser Arbeit vorgeschlagene Methode zur Selbstlokalisierung planetarer Rover von Interesse.

6 Zusammenfassung, Fazit und Ausblick

Zum Abschluss dieser Arbeit sollen die bearbeitete Fragestellung und die gefundenen Ergebnisse in zusammengefasster Form präsentiert werden. Zudem werden die aus den Experimenten gewonnenen, ersten Ergebnisse mit Hinblick auf die Eingangsfragestellung interpretiert und eine Aussage über die Machbarkeit der vorgestellten Methode der SL getroffen. Des Weiteren werden Möglichkeiten der Verbesserung des hier vorgestellten Verfahrens und der Software aufgezeigt. Am Ende wird aus den gewonnenen Erkenntnissen ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf weitere mögliche Arbeiten und Entwicklungen gegeben.

6.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist ein Beitrag zur Weiterentwicklung der autonomen Navigation für planetare Rover und behandelt dabei den Teilaspekt der SL. Ausgehend von dem Ziel, dass Rover in Zukunft über Distanzen im Bereich mehrerer Kilometer autonom navigieren sollen, wurde die Frage aufgeworfen, ob es einem planetaren Rover möglich ist, sich anhand einer Kombination aus von ihm erstellten Bildern und georeferenzierten Orbiterbildern selbst zu lokalisieren. Indem dem Rover die Fähigkeit gegeben wird, sich regelmäßig absolut an einem planetaren Bezugssystem auszurichten, können die bisherigen Navigationsverfahren unterstützt und die Genauigkeit bei langen Strecken erhöht werden. Ein Vorteil dieses Verfahrens ist zudem, dass die benötigten Eingangsdaten, Abstandskarten und DTMs, während der normalen Navigation bereits anfallen und dementsprechend einfach weiterverwendet werden können. Zudem benötigt es keine spezielle Infrastruktur oder weitere Hardwarekomponenten, sondern kann als Softwareerweiterung konzipiert werden.

Der Bedarf für ein solches Verfahren konnte anhand einer Untersuchung aktueller und für die nahe Zukunft geplanter Navigationstechniken ermittelt werden. Dabei hat sich herausgestellt, dass bisher nur Verfahren für eine Navigation über Strecken von bis ca.

120 m existieren, die auf einer regelmäßigen Positionsbestimmung, durch Integration während der Fahrt gemessener Daten, basieren. Es werden zwar Navigationstechniken, z.B. Gestirnsbeobachtungen, für eine absolute Positionsbestimmung relativ zu einem planetaren Bezugssystem angewendet, um die Genauigkeit der Integration zu erhöhen. Diese können aber aufgrund der Randbedingungen nicht regelmäßig eingesetzt werden bzw. sind nicht präzise genug, wodurch sie sich für die autonome Navigation über lange Strecken nur bedingt eignen. Mit einem neuen, in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren, wurde eine Möglichkeit aufgezeigt, die eine effiziente und zuverlässige Bestimmung der Roverposition in regelmäßigen Abständen zulässt.

Dafür wurde ein neues Verfahren zur automatischen SL anhand von Abstandskarten und DTMs vorgeschlagen. Mit Hilfe eines geeigneten Matchingsverfahrens können korrespondierende Sektionen in diesen, als dreidimensionale Punktwolken vorliegenden Datensätzen, ermittelt werden. Aus den gefundenen Übereinstimmungen soll anhand der, in den Datensätzen vorhandenen, geometrischen Informationen die Position eines Rovers bestimmt werden.

Um solche ein SL-Verfahren zu ermöglichen, wurde nach einer effizienten und zuverlässigen Methode für das Matching solcher, dreidimensionaler Punktwolken gesucht. Dabei müssen folgende Herausforderungen für das Matching beachtet werden:

- Verdeckungen in der Roversicht, die das Matching nicht beeinflussen dürfen, d.h. partielles Matching sollte möglich sein;
- stark unterschiedliche Auflösung zwischen XYZ-Karten der Roversicht und den DTMs der Orbitersicht;
- oft monotone Landschaften, in denen keine herausragenden Landmarken zu sehen sind.

Anhand einer Recherche wurde das merkmalsbasierte Matching mit einem lokalen Punkdeskriptor, das sogenannte SCM, als die am vielversprechendste Methode identifiziert. Um die Tauglichkeit des SCMs zu untersuchen, erfolgte eine Implementierung in Form einer Software.

Mit Hilfe simulierter, virtueller Marsoberflächen wurde eine erste Untersuchung zur Tauglichkeit des SCM für die SL durchgeführt. Die dabei erzielten Erkennungsraten, zwischen 75 % und 92,5 %, lassen auf eine prinzipielle Eignung des Verfahrens für den vorgesehenen Zweck schließen. Um eine endgültige Aussage über die Anwendbarkeit in der Raumfahrt treffen zu können, ist neben einer intensiveren Untersuchung des Verfahrens,

die Optimierung und Erweiterung der momentanen Softwareimplementierung nötig. Die Vorschläge und Hinweise hierfür, finden sich in Abschnitt 6.3.

6.2 Diskussion der Ergebnisse

Die anfangs, in Abschnitt 1.1 aufgeworfenen Fragen, konnten im Lauf der Arbeit größtenteils beantwortet werden. Es wurden allgemeine Anforderungen an ein SL-Verfahren aufgestellt und mit dem SCM konnte eine dafür geeignete Matchingsstrategie identifiziert sowie implementiert werden, die zudem mit den erreichten Erkennungsraten im Bereich zwischen 75 % und 92,5 %, als durchaus geeignet für die SL eingestuft wird. Eine erste Aussage zur benötigten Mindestauflösung für die Orbiterdaten, 0,26 m/Pixel, wurde ebenfalls ermittelt, sollte aber mit optimierten Parametern nochmals überprüft werden, da theoretisch, nach Ansicht des Autors, auch eine geringere Auflösung möglich erscheint.

Bei der Bewertung der Ergebnisse sollte zudem beachtet werden, dass die erstellte Software eine Minimalversion des SCMs darstellt und noch Raum für zahlreiche Verbesserungen bietet (s. Abschnitt 6.3). Dies bedeutet allerdings auch, dass bereits mit einem relativ einfachen Ansatz ein, nach Meinung des Autors, bereits sehr gutes Ergebnis erreicht wurde.

Im Vergleich zu anderen Objekterkennungsverfahren, weist das SCM einige Vorteile auf, welche im Folgenden zusammengefasst werden:

- Es werden keine speziellen Merkmalsbestimmungsalgorithmen benötigt, da die BPs zufällig ausgewählt werden können;
- die Merkmalsbeschreibung erfolgt nur anhand der Punktverteilung und muss nicht auf Vorwissen zurückgreifen;
- das bisher verwendete Matching besteht, für das Punktmatching, nur aus dem Vergleich der Abstände zwischen den SC-Vektoren und
- für das Objektmatching ist die Summe der kleinsten Abstände aus dem Punktmatching ausreichend, d.h.
- im Gegensatz zu zahlreichen anderen Objekterkennungsverfahren sind keine aufwändigen Klassifizierungsmethoden nötig, um gute Erkennungsraten zu erreichen.

Gerade diese geringe Komplexität des SCM, bei gleichzeitig hoher Leistungsfähigkeit, erscheint ideal für die Anwendung in der Raumfahrt. Bedeutet dies doch eine bessere

Kontrolle über das Verfahren, da die Zwischenergebnisse relativ leicht interpretiert werden können wodurch mehr Sicherheit gewährleistet werden kann. Zudem sollte dies die Optimierung für eine endgültige Anwendung an Bord eines Rovers ebenfalls erleichtern. Mit der bisherigen Implementierung lässt sich noch keine Aussage über den Bedarf an Rechen- und Speicherleistung treffen. Momentan sind die Anforderungen sehr hoch, was allerdings größtenteils auf den kaum optimierten Quellcode zurückzuführen ist.

Des Weiteren kann anhand der erzielten Erkennungsraten ebenfalls noch keine Aussage über die Qualität des Matchings getroffen werden. Hierfür ist eine Bewertung der eigentlichen Matchingkosten und nicht nur der Anzahl der erfolgreichen Matches nötig. Um eine fundierte, endgültige Bewertung über die Tauglichkeit des Verfahrens abgeben zu können, ist daher ein besseres Verständnis der Relation zwischen erfolgreicher Zuordnung und den entsprechenden Kosten nötig.

Wie bereits erwähnt, ist die Ausgereiftheit der hier vorgestellten Implementierung noch nicht hoch genug, um eine endgültige Bewertung des Verfahrens abgeben zu können, wenn auch die ersten Ergebnisse eine sehr hohe Leistungsfähigkeit vermuten lassen. Daher werden im folgenden Abschnitt neben Optimierungsvorschlägen zur Verringerung der Berechnungszeiten, auch Vorschläge zur prinzipiellen Verbesserung der aktuellen Implementierung gegeben und mögliche Erweiterungen des Verfahrens, z.B. mit leistungsfähigeren Matchingalgorithmen kurz angesprochen.

6.3 Empfehlungen für das weitere Vorgehen und Verbesserungen

Die vorliegende Arbeit ist die erste Bearbeitung zum Thema SCM in der autonomen Rovernavigation, daher muss sie als eine erste Machbarkeitsstudie bzw. im Falle der Software, als Prototyp angesehen werden. Trotz dieses frühen Entwicklungsstatus konnte gezeigt werden, dass das SCM ein lohnendes Verfahren für die SL ist und bei entsprechender Ausarbeitung sehr gute Ergebnisse zu liefern verspricht.

Die Empfehlungen für ein weiteres Vorgehen und für Verbesserungen der bisher erreichten Ergebnisse können in drei Gebiete unterteilt werden:

Umfassenderes Verständnis Während der Bearbeitung und insbesondere bei der Planung und Durchführung der Experimente sind zahlreiche Fragen aufgekomen, die innerhalb des vorgesehenen Zeitrahmens nicht beantwortet werden konnten. Die Klärung dieser, in Abschnitt 6.3.1 aufgeführten Fragen, kann viel zu einem

umfassenderen Verständnis des SCMs beitragen und vor allem seiner zukünftigen Anwendung in der planetaren Exploration den Weg ebnen.

Prozessoptimierung Die hier vorgestellte Variante des SCMs besteht im Grunde aus den grundlegenden, in (FHK⁺04) vorgestellten Schritten. Durch die Erweiterung bzw. Verfeinerungen einiger der Prozessschritte, sollte eine weitere Steigerung der Robustheit, Genauigkeit, Zuverlässigkeit und Geschwindigkeit des SCMs möglich sein. Möglichkeiten zur Prozessoptimierung werden in Abschnitt 6.3.2 vorgestellt.

Softwareoptimierung Wie bereits zu Beginn der Arbeit, in Abschnitt 1.1, formuliert, war ein Ziel eine erste lauffähige Softwareimplementierung des SCMs zu entwickeln, um es auf seine generelle Tauglichkeit für die SL zu testen. Dieses Ziel konnte erreicht werden, naturgemäß ist die dabei entstandene Software aber ein reiner Prototyp und sollte daher für die weitere Untersuchung des SCM optimiert werden. Schwachpunkte der momentanen Implementierung und Vorschläge diese zu beheben, sowie Vorschläge für die Erweiterung der Software sind in Abschnitt 6.3.3 aufgeführt.

6.3.1 Empfehlung für ein umfassenderes Verständnis des SCM

Die Bearbeitung der folgenden Punkte dient nicht nur dem besseren Verständnis des SCM, sondern ist, nach Meinung des Autors, auch relevant für eine effektive Prozess- und Softwareoptimierung.

1. Sind die SCs, wie erwartete, invariant gegenüber Translation, Rotation und Skalierung?
2. Wie robust ist das SCM gegen verschiedene Störungen?
3. Wie können die Matchingkosten zur Bestimmung der Qualität der Zuordnungen verwendet werden?
4. Gibt es einen Grenzwert für die Matchingkosten, der ein richtiges von einem falschen Matching unterscheiden hilft?
5. Kann mit optimierten Parametern auch bei niedriger Auflösung ein erfolgreiches Matching durchgeführt werden?
6. Wie kann eine konstant hohe Erkennungsrate (zwischen 90% und 100%) gewährleistet werden?
7. Anhand welcher Kriterien sollen die Sektionen ausgewählt werden? Kann dies vollautomatisch erfolgen?

6.3.2 Empfehlungen für die Prozessoptimierung

Nach den vorangegangenen, allgemeinen Überlegung sollen hier konkret Empfehlungen gegeben werden, um den Gesamtprozess zu optimieren.

1. Die in Abschnitt 2.2.1 aufgestellten Anforderungen sollten überprüft und gegebenenfalls angepasst werden, um eine bedarfsgerechte SL-Strategie zu erhalten.
2. Die Arbeit von Körtgen et al. (KPNK03) über das SC-Matching für dreidimensionale Formen beinhaltet noch zahlreiche Erweiterungen und Verbesserungen für den hier vorgestellten Basisansatz des SCMs. Deren Implementierung würde mit hoher Wahrscheinlichkeit zu einer starken Verbesserung der Erkennungsrate und der Robustheit führen.
3. Zur Erhöhung der Erkennungsrate kann das aus dem Rastermatching stammende Rückmatching verwendet werden. Dabei werden zuerst zu den Roversektionen korrespondierende Orbitersektionen bestimmt, um anschließend ein Matching der gefundenen Orbitersektionen mit den Roversektionen durchzuführen, wodurch zusätzlich eine Verifizierung des Matchings erfolgt.
4. Ein weiches Punktmatching könnte ebenfalls von Vorteil sein. Hierfür werden, z.B. mittels eines Schwellwertes, die am besten passenden SC-Vektoren bestimmt. Aus diesen wird wiederum der SC-Vektor mit dem minimalsten Abstand ermittelt.
5. Der gleiche Vorgang kann auch für das Objektmatching, d.h. das Matching der Sektionen erfolgen.
6. Eine Anpassung der Kernelform könnte von Vorteil sein, da ein kugelförmiger Kernel zum Großteil unbesetzt bleibt. Dies würde den Speicher- und Rechenbedarf verringern.

6.3.3 Empfehlungen für die Softwareoptimierung

Die meisten der im folgenden angeführten Empfehlung für die Softwareoptimierung, basieren auf den Erkenntnissen aus Abschnitt 5.6.

1. Die sollte Software in ein objektorientiertes Programm überführen werden, um die Wartbarkeit und die Erweiterbarkeit zu verbessern.
2. Hinzufügen einer grafischen Benutzeroberfläche für eine einfachere Durchführung von Experimenten und eine schnellere Analyse der Daten.

3. Implementierung einer automatischen Parameteroptimierung, um die Erkennungsrate zu steigern und die Effekte der einzelnen Parameter besser untersuchen zu können.
4. Die Berechnung der Punktdichte ρ wurde als Flaschenhals der SCG identifiziert, und sollte optimiert werden.
5. Die aus Anschaulichkeitsgründen gewählte Rotation der zentrierten BR in das Kernel-Koordinatensystem umdrehen, so dass die Koordinaten der Kernelgrenzen in das Koordinatensystem der zentrierten BR umgerechnet werden. Dies sollte den Rechenaufwand stark vermindern.
6. Die Berechnungszeit für die SCG und das Matching durch einen optimierten Programmcode verringern. Dies kann z.B. durch eine stärkere Vektorisierung der einzelnen Funktionen erreicht werden, um die Matrixoperation des *numpy*-Pakets optimal auszunutzen. Auch eine Verminderung der Anzahl an verschachtelten Programmschleifen kann zur Geschwindigkeitssteigerung beitragen.
7. Wie in (MN03) vorgeschlagen, sollte eine automatische Anpassung der Größe der für die Normalenberechnung berücksichtigten Regionen erfolgen.
8. Bei der Auswahl der BPs sollte für einen Mindestabstand zur Sektionsgrenze gesorgt werden, um eine ausreichende Größe der Normalenregion zu gewährleisten. Damit kann die Ausrichtgenauigkeit des Kernels an der BR erhöht werden, wodurch sich wiederum die Invarianz verbessern lassen sollte.
9. Generelle Optimierung des Speicher- und Rechenbedarfs, um den Randbedingungen in der Raumfahrt begegnen zu können.
10. Nach erfolgter Optimierung sollte das Programm in eine maschinennahe Sprache wie C oder C++ portiert werden, um fundiertere Aussagen über die Anwendbarkeit des Programms an Bord eines Rovers zu ermöglichen.

6.4 Fazit und Ausblick

Das in dieser Arbeit präsentierte SL-Verfahren für die autonome Navigation planetare Rover über lange Strecken, erscheint nach einer Auswertung der ersten Ergebnisse sehr vielversprechend. Zudem besitzt es den großen Vorteil, dass es bereits vorhandene Daten, Abstandskarten und DTMs, verwendet und somit als Softwareerweiterung in ein System eingebunden werden kann.

In Anbetracht der, trotz des geringen Reifegrads der Implementierung, erreichten Erkennungsraten für das Matching von bis zu 92,5 % und des ermittelten, zukünftigen Bedarfs an dieser Art von Ortungsverfahren, wird empfohlen dieses Verfahren weiter zu entwickeln. Vorschläge für die notwendigen Schritte und Verbesserungen wurden in den vorangegangenen Abschnitten vorgestellt.

Werden die beiden bisher auf dem Mars verwendeten Generationen von Rovern, Sojourner und die MER, mit Hinblick auf ihre Leistung verglichen, so beeindruckt dabei die enorme Leistungsentwicklung. Konnte Sojourner nur in einem Radius von ca. 100 m operieren, so legten die MER im Lauf ihrer Missionszeit bereits mehrere Kilometer zurück. Das lässt darauf hoffen, dass bereits die nächste Generation an Rovern, das MSL und ExoMars, innerhalb eines Bruchteils der Zeit ähnliche Distanzen zurücklegen und somit die Menge an wissenschaftlichen Ergebnissen weiter steigern können. Dies macht aber auch deutlich das eventuell bereits für diese Generation, aber bestimmt für die nächste Generation effiziente Ortungsverfahren, wie das in dieser Arbeit präsentierte, benötigt werden. Und sollte sich der Trend von Missionen mit einem großen Rover zu Missionen mit zahlreichen kleineren, zusammenarbeitenden Rovern entwickeln, so sind vorgefertigte Kommandolisten, wie sie bei den MER immer noch größtenteils verwendet werden, nicht mehr denkbar.

Es ist damit klar, dass für zukünftige Rover ein sehr viel höheres Maß an Autonomie benötigt wird. Das mit dieser Arbeit vorgestellte SCM für die SL erscheint als ein großer Schritt in Richtung autonomer Rover und damit hin zu mehr Möglichkeiten für zukünftige Missionen.

Literaturverzeichnis

- [AD07] ALEXANDER, Doug ; DEEN, Bob: *Camera Experiment Data Record (EDR) and Reduced Data Record (RDR) Operations and Science Data Products Version 4.0*. <http://mars03-lib.jpl.nasa.gov/mars03-lib/dscgi/ds.py/View/Collection-3903>. Version: 2007 32
- [Baa09] BAAS, Matthias: *Python Computer Graphics Kit*. <http://cgkit.sourceforge.net/>. Version: 2009 51, 59
- [BK08] BRADSKI, Gary ; KAEHLER, Adrian ; LOUKIDES, Mike (Hrsg.): *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. 1. O'Reilly Media, 2008. – ISBN 978-0-596-51613-0 31, 33
- [BM00] BELONGIE, S. ; MALIK, J.: Matching with shape contexts. In: *Proceedings IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries 2000*. Hilton Head Island, SC , USA : IEEE Comput. Soc, 2000. – ISBN 0-7695-0695-X, 20-26 43, 46
- [BMM06] *Kapitel 4*. In: BELONGIE, Serge ; MORI, Greg ; MALIK, Jitendra: *Matching with shape contexts*. 1. Boston : Birkhäuser Boston, 2006, 81-105 43, 44, 47
- [BMP00] BELONGIE, S. ; MALIK, J. ; PUZICHA, J.: Shape context: A new descriptor for shape matching and object recognition. In: *Proceedings of NIPS 14, Neural Information Processing Systems 2000*. Vancouver, B.C., Canada : Citeseer, 2000. – ISBN 0-7695-0695-X, 831—837 43
- [BMP01] BELONGIE, S. ; MALIK, J. ; PUZICHA, J.: *Matching shapes*. 1. Vancouver, BC , Canada : IEEE Comput. Soc, 2001. – 454-461 S. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCV.2001.937552>. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCV.2001.937552>. – ISBN 0-7695-1143-0 43
- [BMP02] BELONGIE, S ; MALIK, J ; PUZICHA, J: Shape matching and object recognition using shape contexts. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (2002), Nr. 4, S. 509-522 48

- [CBF⁺07] CHIN, Gordon ; BRYLOW, Scott ; FOOTE, Marc ; GARVIN, James ; KASPER, Justin ; KELLER, John ; LITVAK, Maxim ; MITROFANOV, Igor ; PAIGE, David ; RANEY, Keith ; ROBINSON, Mark ; SANIN, Anton ; SMITH, David ; SPENCE, Harlan ; SPUDIS, Paul ; STERN, S. A. ; ZUBER, Maria: Lunar Reconnaissance Orbiter Overview: The Instrument Suite and Mission. In: *Space Science Reviews* 129 (2007), Mai, Nr. 4, 391–419. <http://dx.doi.org/10.1007/s11214-007-9153-y>. – DOI 10.1007/s11214-007-9153-y. – ISSN 0038–6308 34
- [Ent08] ENTHOUGHT INC.: *Mayavi Project- 3D Scientific Data Visualization and Plotting*. <http://code.enthought.com/projects/mayavi/#Mayavi2>. Version: 2008 51
- [FHK⁺04] FROME, Andrea ; HUBER, Daniel ; KOLLURI, Ravi ; BÜLOW, Thomas ; MALIK, Jitendra: Recognizing Objects in Range Data Using Regional Point Descriptors. In: *8th European Conference on Computer Vision* Bd. 1. Prague, Czech Republic : Springer, 2004, S. 1–14 41, 42, 43, 46, 48, 64, 65, 75, 83, 88
- [FS06] FUNKHOUSER, T ; SHILANE, P: Partial matching of 3D shapes with priority-driven search. In: POLTHIER, Konrad (Hrsg.) ; SHEFFER, Alla (Hrsg.): *Proceeding of the fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing*, The Eurographics Association, 2006 41, 42
- [GMGP05] GELFAND, Natasha ; MITRA, Niloy J. ; GUIBAS, Leonidas J. ; POTTMANN, Helmut: Robust Global Registration. In: DESBRUN, M. (Hrsg.) ; POTTMANN, H. (Hrsg.): *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, The Eurographics Association, 2005 42
- [Hag10] HAGGERTY, Michael: *Gnuplot.py*. <http://gnuplot-py.sourceforge.net/>. Version: 2010 51
- [HDD08] HUNTER, John ; DALE, Darren ; DROETTBOOM, Michael: *matplotlib*. <http://matplotlib.sourceforge.net/>. Version: 2008 51
- [JM92] JONES, David G. ; MALIK, Jitendra: Computational framework for determining stereo correspondence from a set of linear spatial filters. In: *Image and Vision Computing* 10 (1992), Dezember, Nr. 10, 699–708. [http://dx.doi.org/10.1016/0262-8856\(92\)90015-U](http://dx.doi.org/10.1016/0262-8856(92)90015-U). – DOI 10.1016/0262–8856(92)90015–U. – ISSN 02628856 48

- [Joh97] JOHNSON, Andrew E.: *Spin-images: a representation for 3-D surface matching*, Carnegie Mellon University, PhD, 1997. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.71.4190> 23, 41
- [KC05] KUMAR, A. S. K. ; CHOWDHURY, A. R.: Terrain mapping camera for Chandrayaan-1. In: *Journal of Earth System Science* 114 (2005), Dezember, Nr. 6, 717–720. <http://dx.doi.org/10.1007/BF02715955>. – DOI 10.1007/BF02715955. – ISSN 0253–4126 34
- [KJ09] KÖHLER, Ulrich ; JAUMANN, Ralf: *HRSC - die hochauflösende Stereokamera*. http://www.dlr.de/mars/desktopdefault.aspx/tabid-290/944_read-1409/. Version: 2009 34
- [Kol08] KOLB, Stefan: *Darstellung der Kugelkoordinaten*. <http://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Kugelkoordinaten.svg>. Version: 2008 61
- [KPNK03] KÖRTGEN, Marcel ; PARK, G. J. ; NOVOTNI, Marcin ; KLEIN, Reinhard: 3D Shape Matching with 3D Shape Contexts. In: *Proceedings of The 7th Central European Seminar on Computer Graphics*, 2003 41, 42, 43, 89
- [Kra10] KRAL, Stefan: *Konzept und Simulation für ein autonomes Multi-Rover-System zur planetaren Exploration*, Technische Universität Berlin, Institut für Luft- und Raumfahrttechnik, Diplomarbeit (noch nicht veröffentlicht), 2010 66, 68
- [Kro97] KROTKOV, Eric: Position Estimation and Autonomous Travel by Mobile Robots in Natural Terrain. In: *Kent Forum Book* (1997), 1–14. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.12.2126&rep=rep1&type=pdf> 19, 22
- [Lan08] LANGTANGEN, Hans P. ; LANGTANGEN, Hans P. (Hrsg.): *Texts in Computational Science and Engineering*. Bd. 3: *Python Scripting for Computational Science*. 3. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2008. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-73916-6>. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-73916-6>. – ISBN 978–3–540–73915–9 51, 65
- [LCH⁺09] LI, R. ; CHEN, Y. ; HE, S. ; YANG, L. ; TANG, M.: Rover Localization: Comparison between Bundle Adjustment-based and HiRISE Orbital Image-based Methods. In: *Lunar and Planetary Institute Science Conference Abstracts* Bd. 40, 2009, 2208 24, 34
- [LDH⁺07] LI, Rongxing ; DI, Kaichang ; HOWARD, Andrew B. ; MATTHIES, Larry ; WANG, Jue ; AGARWAL, Sanchit: Rock modeling and matching for autono-

- mous long-range Mars rover localization. In: *Journal of Field Robotics* 24 (2007), März, Nr. 3, 187–203. <http://dx.doi.org/10.1002/rob.20182>. – DOI 10.1002/rob.20182. – ISSN 15564959 15, 23, 24, 26, 28
- [LMB⁺02] LACROIX, S. ; MALLET, a. ; BONNAFOUS, D. ; BAUZIL, G. ; FLEURY, S. ; HERRB, M. ; CHATILA, R.: Autonomous Rover Navigation on Unknown Terrains: Functions and Integration. In: *The International Journal of Robotics Research* 21 (2002), Oktober, Nr. 10-11, 917–942. <http://dx.doi.org/10.1177/0278364902021010841>. – DOI 10.1177/0278364902021010841. – ISSN 0278–3649 15, 22, 23, 24, 26
- [LXM⁺02] LI, Rongxing ; XU, Fengliang ; MATTHIES, Larry H. ; OLSON, Clark F. ; ARVIDSON, Raymond E. ; DESIGN, Field I. ; ORBITAL, Mars: Localization of Mars rovers using descent and surface-based image data. In: *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH* 107 (2002), Nr. 0, S. 1–8. <http://dx.doi.org/10.1029/2001JE001443>. – DOI 10.1029/2001JE001443 22, 23, 27
- [MBM01] MORI, G ; BELONGIE, S ; MALIK, J: Shape contexts enable efficient retrieval of similar shapes. In: *CVPR* 1 (2001), S. 723–730 64
- [MBT⁺06] *Kapitel 3*. In: MAIMONE, Mark ; BIESIADECKI, Jeffrey ; TUNSTEL, Edward ; CHENG, Yang ; LEGER, Chris: *Surface navigation and mobility intelligence on the Mars Exploration Rovers*. Bd. 1. 1. TSI Press, 2006, 45–70 14, 15, 20, 21, 22, 25, 27
- [MCM07] MAIMONE, M. ; CHENG, Y. ; MATTHIES, L.: Two years of visual odometry on the Mars Exploration Rovers. In: *Journal of Field Robotics* 24 (2007), Nr. 3, 169–186. <http://www3.interscience.wiley.com/journal/114200152/abstract> 22
- [MH99] MÖLLER, Tomas ; HUGHES, John: Efficiently Building a Matrix to Rotate One Vector to Another. In: *Journal of Graphics Tools* 4 (1999), Nr. 4, 1–4. <http://jgt.akpeters.com/papers/MollerHughes99/> 59
- [MHR⁺03] MILLER, D P. ; HUNT, T ; ROMAN, M ; SWINDELL, S ; TAN, L ; WINTERHOLLER, A: Experiments With a Long-Range Planetary Rover. In: *Proceedings of the The 7th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*. Nara, Japan : Citeseer, 2003 25
- [MIH⁺03] MAKI, J. N. ; III, J. F. B. ; HERKENHOFF, K. E. ; SQUYRES, S. W. ; KIE-
LY, A. ; KLIMESH, M. ; SCHWOCHERT, M. ; LITWIN, T. ; WILLSON, R. ;
JOHNSON, A. ; MAIMONE, M. ; BAUMGARTNER, E. ; COLLINS, A. ; WADS-

- WORTH, M. ; ELLIOT, S. T. ; DINGIZIAN, A. ; BROWN, D. ; HAGEROTT, E. C. ; SCHERR, L. ; DEEN, R. ; ALEXANDER, D. ; LORRE, J.: Mars Exploration Rover Engineering Cameras. In: *Journal of Geophysical Research* 108 (2003), Nr. E12, 1–24. <http://dx.doi.org/10.1029/2003JE002077>. – DOI 10.1029/2003JE002077. – ISSN 0148–0227 31, 32, 33
- [MJC⁺06] MAIMONE, Mark ; JOHNSON, Andrew ; CHENG, Yang ; WILLSON, Reg ; MATTHIES, L.: Autonomous navigation results from the Mars Exploration Rover (MER) mission. In: *Experimental robotics IX* 21 (2006), 3–13. http://dx.doi.org/10.1007/11552246_1. – DOI 10.1007/11552246_1 26
- [MLJ07] MAIMONE, Mark W. ; LEGER, P. C. ; JEFFREY J. BIESIADECKI: Overview of the mars exploration rovers autonomous mobility and vision capabilities. In: *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) Space Robotics Workshop*,. Roma, Italy, 2007 32
- [MN03] MITRA, Niloy J. ; NGUYEN, An: Estimating surface normals in noisy point cloud data. In: *Proceedings of the nineteenth conference on Computational geometry - SCG '03* (2003), 322 – 328. <http://dx.doi.org/10.1145/777792.777840>. – DOI 10.1145/777792.777840. ISBN 1581136633 56, 57, 58, 90
- [MW02] MERZIGER, Gerhard ; WIRTH, Thomas: *Repititorium der höheren Mathematik*. 4. Hannover : Binomi, 2002. – ISBN 3–923 923–33–3 56, 57
- [NJC10] NASA ; JET PROPULSION LABORATORY-CALTECH ; CORNELL UNIVERSITY: *PIA13197: Super-Resolution View of Endeavour Rim, Sol 2239*. <http://photojournal.jpl.nasa.gov/jpeg/PIA13197.jpg><http://photojournal.jpl.nasa.gov/catalog/PIA13197>. Version: 2010 30
- [NJM10] NASA ; JET PROPULSION LABORATORY-CALTECH ; MALIN SPACE SCIENCE SYSTEMS: *PIA13196: Opportunity Amid Mars Craters*. <http://photojournal.jpl.nasa.gov/catalog/PIA13196>. Version: 2010 30
- [NJUS06] NASA ; JET PROPULSION LABORATORY ; UNIVERSITY OF ARIZONA ; SQUYRES, Steve: *Mars Exploration Rover Landing Site at Gusev Crater (PSP_001513_1655)*. http://hirise.lpl.arizona.edu/images/2007/details/cut/PSP_001513_1655_cut_b.jpghttp://hirise.lpl.arizona.edu/PSP_001513_1655. Version: 2006 67
- [NJUU10] NASA ; JET PROPULSION LABORATORY ; UNIVERSITY OF ARIZONA ; USGS: *Mars Exploration Rover Landing Site at Gusev Cra-*

- ter (*DTEEC_001513_1655_001777_1650_U01*). http://hirise.lpl.arizona.edu/dtm/dtm.php?ID=PSP_001513_1655. Version: 2010 67, 69
- [Num09] NUMPY DEVELOPERS: *Scientific Computing Tools for Python - Numpy*. <http://numpy.scipy.org/>. Version: 2009 51
- [OA05] OGALE, Abhijit S. ; ALOIMONOS, Yiannis: Shape and the stereo correspondence problem. In: *International Journal of Computer Vision* 65 (2005), Nr. 1. <http://www.cs.umd.edu/~{ogale/papers/ogaleIJCV05shape.pdf> 36
- [OM98] OLSON, C.F. ; MATTHIES, L.H.: Maximum likelihood rover localization by matching range maps. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 1998, 272–277 23
- [Pau02] PAUS, Hans J.: *Physik in Experimenten und Beispielen*. 2. München : Carl Hanser Verlag, 2002. – ISBN 3–446–22135–2 60
- [Per99] PERLIN, Ken: *MAKING NOISE*. <http://www.noisemachine.com/talk1/index.html>. Version: 1999 70
- [PRP01] *Kapitel 14*. In: PAAR, Gerhard ; ROTTENSTEINER, Franz ; PÖLZLEITNER, Wolfgang: *Image Matching Strategies*. 1. Springer New York, 2001. – ISBN 0387950664, S. 393–410 37, 38
- [Pyt10] PYTHON SOFTWARE FOUNDATION: *Python Programming Language - Official Website*. <http://www.python.org/>. Version: 2010 50
- [SBJ05] SE, Stephen ; BARFOOT, Timothy ; JASIOBEDZKI, Piotr: Visual motion estimation and terrain modeling for planetary rovers. In: *Proc. of The 8th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space - iSAIRAS*. Munich, Germany : ESA, 2005, 5–8 22, 23, 25, 26
- [Sci10] SCI-PY DEVELOPERS: *Scientific Tools for Python*. <http://www.scipy.org/>. Version: 2010 51
- [SD10] SCHMITZ, Nicole ; DLR: *Operation der MER-Rover, Persönliches Gespräch 2010-07-06*. Berlin, 2010 25
- [Sec10] SECRET LABS AB: *Python Imaging Library (PIL)*. <http://www.pythonware.com/products/pil/>. Version: 2010 51
- [Sze10] SZELISKI, Richard ; SZELISKI, Richard (Hrsg.): *Computer Vision: Algorithms and Applications*. draft Aug. Springer, 2010 <http://szeliski.org/Book/> 40, 41

- [TMHF00] TRIGGS, Bill ; McLAUCHLAN, Phillip ; HARTLEY, Richard ; FITZGIBBON, Andrew: Bundle adjustment: a modern synthesis. In: TRIGGS, B. (Hrsg.) ; ZISSERMAN, A. (Hrsg.) ; SZELISKI, R. (Hrsg.): *Vision algorithms: Theory and Practice*, LNCS 1883 Bd. 1883, Springer-Verlag, 2000, 1–71 24
- [TV04] TANGELDER, J.W.H. ; VELTKAMP, R.C.: A survey of content based 3D shape retrieval methods. In: *Proceedings Shape Modeling Applications*, IEEE, 2004. – ISBN 0–7695–2075–8, 145–156 39, 40, 41, 42
- [Uni10] UNIVERSITY OF ARIZONA: *About Digital Terrain Models*. <http://hirise.lpl.arizona.edu/dtm/about.php>. Version: 2010 34, 69
- [WBV05] WINNENDAEL, M V. ; BAGLIONI, P ; VAGO, J: Development of the ESA ExoMars rover. In: *Proc. of 'The 8th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space - iSAIRAS*. Munich, Germany : ESA, 2005 20
- [Wik09] WIKIPEDIA: *Bündelblockausgleichung*. <http://de.wikipedia.org/wiki/B%C3%BCndelblockausgleichung>. Version: 2009 24
- [Wik10] WIKIPEDIA: *Navigation*. <http://de.wikipedia.org/wiki/Navigation>. Version: 2010 19
- [WK09] WILLIAMS, Thomas ; KELLEY, Colin: *gnuplot homepage*. <http://www.gnuplot.info/>. Version: 2009 51
- [ZMW⁺05] ZAKRAJSEK, James J. ; MCKISSOCK, David B. ; WOYTACH, Jeffrey M. ; ZAKRAJSEK, June F. ; OSWALD, Fred B. ; MCENTIRE, Kelly J. ; HILL, Gerald M. ; ABEL, Phillip ; EICHENBERG, Dennis J. ; GOODNIGHT, Thomas W.: *Exploration Rover Concepts and Development Challenges*. Cleveland, Ohio, USA, 2005 14

A Vergrößerte Abbildungen

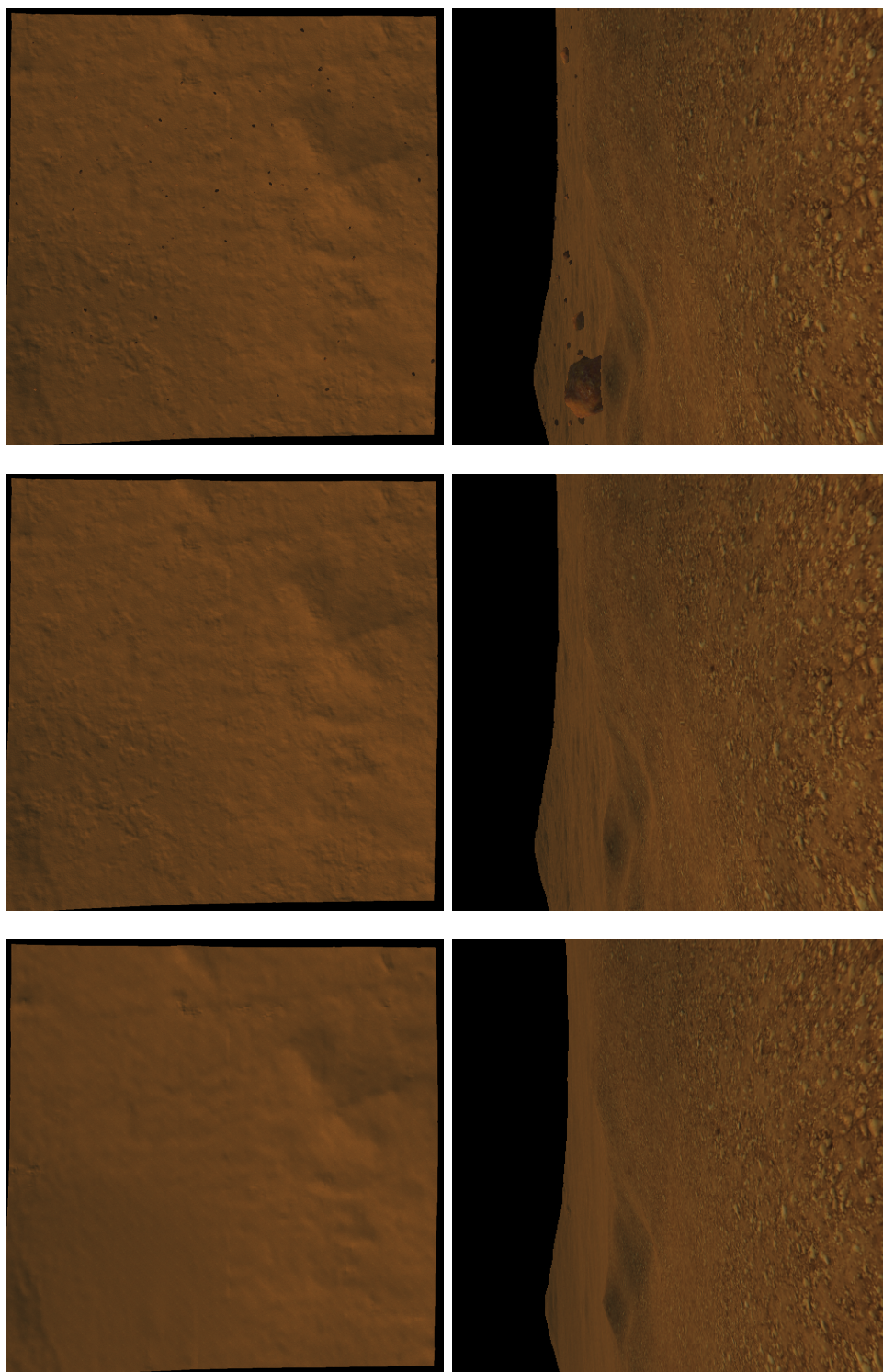


Abbildung A.1: Gerenderte Ansichten des simulierten Areals aus der Orbiter- und Roverperspektive mit unterschiedlichen Detailgraden. Für weitere Erklärungen s. Abbildung 5.3 auf Seite 70

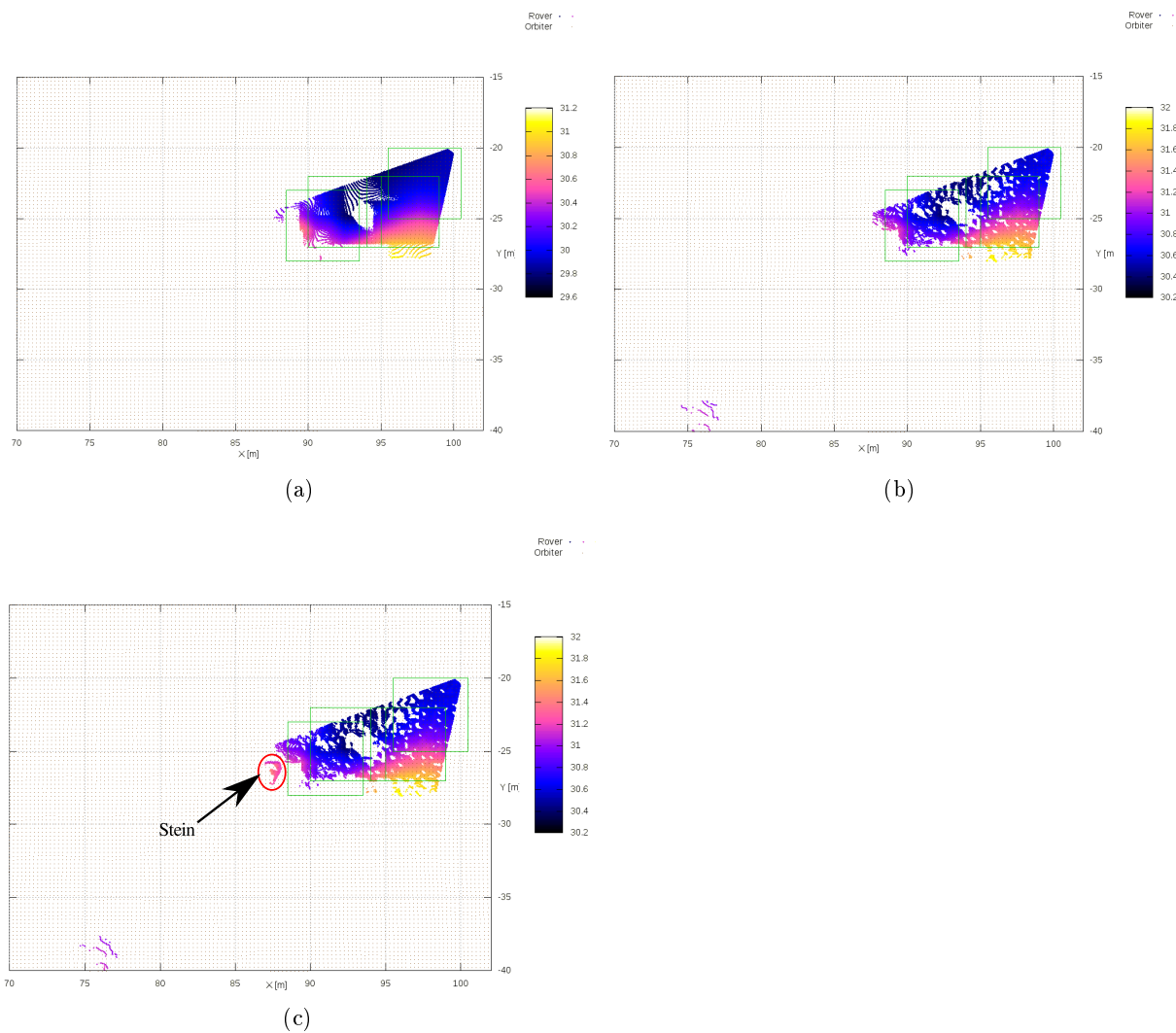


Abbildung A.2: Auswirkung des unterschiedlichen Detailgrades auf die Punktwolken. Das hinzugefügte Höhenrauschen wirkt sich insbesondere im Roverdatensatz, in Form von zahlreichen neuen Verdeckungen aus.